République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DE LA TECHNOLOGIE

Département de Génie des Procédés et Environnement



Thèse présentée pour l'obtention du diplôme de Doctorat

En Génie des Procédés

Spécialité : Energie Renouvelable

Thème

Contribution à la modélisation du séchage solaire

Réalisée par :

M. Ahmed SADADOU

Soutenue publiquement le : 21/02/2021, devant le jury composé de :

Présidente	**Samira FERHAT**	**MCA**	**UYF de Médéa**
Examinateur	**Ahmed AZIZI**	**MCA**	**UAT de Laghouat**
Examinateur	**Redha ALOUAOUI**	**MCA**	**UYF de Médéa**
Directeur de thèse	**Salah HANINI**	**Prof**	**UYF de Médéa**

Remerciements

*Le plus grand merci revient à **ALLAH** qui nous a guidé dans le bon sens durant notre vie qui nous aide à réaliser ce travail.*

*Ce travail a été réalisé sous la direction de Monsieur **Salah HANINI**, Professeur à l'Université de Yahia Farés de Médéa, qu'il trouve ainsi l'expression de notre profonde reconnaissance pour ses compétences, ses encouragements et ses précieux conseils durant le déroulement de ce travail qui ont éclairé mon chemin vers la réussite de la concrétisation de mon thème.*

*Mes remerciements les plus sincères vont à M^{me} **Samira FERHAT** Maître de Conférences à l'université de Yahia Farès de Médéa, pour l'honneur qu'elle m'a fait en acceptant de présider le jury de cette thèse.*

*Mes vifs remerciements vont à M. **Ahmed AZIZI** Maître de Conférences à l'université Amar Telidji de Laghouat, d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Je tiens à remercier vivement aussi à M. **Redha ALOUAOUI** Maître de Conférences à l'université de Yahia Farès de Médéa, d'avoir accepté d'examiner ce travail.*

*Je tiens vivement à exprimer ma profonde gratitude au M. **Maamar LAIDI** Maître de Conférences à l'université de Yahia Farès de Médéa, pour son assistance, ses encouragements et ses précieux conseils continus à mes travaux, du début jusqu' à la fin.*

Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'achèvement de ce travail.

Dédicace

D'un cœur plein d'affection et de tendresse je dédie ce modeste travail à :

- *Mes parents qui me représentent l'exemple du sacrifice et qui ont fait de moi ce que je suis devenu et qui m'ont toujours encouragé et aidé à surmonter les difficultés en me donnant le plus précieux soutient tout le long de mes études.*
- *Mes frères.*
- *Tous mes enseignants pendant tout mon cursus.*
- *À mes collègues et amis*

ملـخص: نمذجة التجفيف الشمسي

يهدف هذا العمل إلى نمذجة ظاهرة التجفيف الشمسي المباشر لبعض النباتات الطبية وبعض المنتجات من الفواكه، وذالك باستخدام طريقة الشبكة العصبية الاصطناعية. حيث هذا العمل ينقسم في محتواه إلى دراستين.

في الدراسة الأولى قمنا بنمذجة نسبة محتوى الرطوبة (MC) وكذا معدل التجفيف (DR) للنباتات الطبية التالية (النعناع، الحناء، إكليل الجبل، المردقوش، المغات، رعي الحمام وكذا نبات الغار) . قمنا باستخراج قاعدة البيانات التجريبية وجمعها من البحوث العلمية بالاستعانة ببرنامج التحويل الرقمي (Digitizer V.2.26). وذلك من أجل إستخدام هذه البيانات في النمذجة العصبية الإصطناعية. تم قياس أداء النموذج الأمثل الذي تم الحصول عليه باستخدام معيارين إحصائيين هما معامل الارتباط(R) والجذر التربيعي المتوسط للخطأ (REQM). تظهر النتائج أنه تم العثور على أفضل نموذج إستنادا لقيّم الجذر التربيعي المتوسط للخطأ(REQM) الذي كان مرضٍ للغاية بترتيب {4,589% ,1,185%} و كذلك قيّم معامل الارتباط (R) التي كانت قريبة من الواحد بترتيب{97.044٪ ، 99.968٪} لمحتوى الرطوبة ومعدل التجفيف على التوالي. تم الحصول على هذه الشبكة ببنية عصبية إصطناعية متكونة من {10} خلايا في طبقة الإدخال و{28} خلية في الطبقة المخفية الأولى و{14} خلية في الطبقة المخفية الثانية و{2} خليتين في طبقة المخارج. تظهر النتائج الإحصائية التي تم العثور عليها بوضوح أن النموذج الذي تم تطويره قادر على نمذجة العديد من أنظمة التجفيف الشمسي المباشر لنباتات طبية مماثلة في وقت واحد مقارنة بالنتائج المنشورة في الابحاث العلمية السابقة.

تهدف الدراسة الثانية إلى النمذجة العصبية الاصطناعية لمحتوى الرطوبة (MC) ومعدل التجفيف (DR) لبعض المنتجات من الفواكه المجففة بواسطة الطاقة الشمسية المباشرة مثل المانجو بصنفين (أميلي وبروكس)، المشمش، العنب، الخوخ، التين، البرقوق، أونلا وثمار البرقوق الأخضر. تجمع قاعدة البيانات المحصل عليها نتائج التجفيف لفواكه مختلفة من بلدان عديدة، بإحداثيات جغرافية مغايرة، مناخ تجفيف مختلف، وسائل وتقنيات تجفيف غير متشابهة. بعد مرحلة التدريب، الاختبار والتحقق فإن النموذج العصبي المحصل عليه والذي أعطى قيّم الجذر التربيعي المتوسط للخطأ (REQM) {0,360%, 6,290%} وكذلك قيّم معامل الارتباط(R) {99,986% ,98,409%} على التوالي بالنسبة النواتج وببنية عصبية إصطناعية {10-29-13-2} قادرة على التنبؤ بنتيجة منحنى محتوى الرطوبة و كذالك نتيجة منحنى معدل الرطوبة في آن واحد لمجموعة مماثلة من الفواكه بأداء مقبول للغاية.

الكلمات المفتاحية: النمذجة، الشبكة العصبية الإصطناعية (ANN)، النباتات الطبية، الفواكه، التجفيف الشمسي، نسبة محتوى الرطوبة (MC)، معدل التجفيف (DR).

***Abstract*: Solar drying modeling**

The aim of this work is to model the phenomenon of solar drying (direct and open solar drying) of some medicinal plants and some fruit products using the artificial neural network method. This work is divided into two contributions.

In the first contribution we modeled the moisture content (MC) and the drying rate (DR) of the following medicinal plants (Mint, Henna, Rosemary, Marjoram, Moghat, Verbena and Laurel). The experimental database collected from scientific papers using Digitizer V.2.26 software. These data was used for building the neural network model. The performance of the optimized model was measured using two statistical criteria, which are the regression coefficient (R) and the root mean square error (RMSE). The results show that the best model was found with a very satisfactory RMSE in the order of {4.589%, 1.185%} and an R close to the unity {97.044%, 99.968%} for the two outputs respectively. This network was obtained with a structure of {10-28-14-2} neurons in the input layer, first and second hidden layer and the output layer respectively. The statistical results show clearly that the developed model is able to model at the same time several solar drying systems of the considered plants in comparison with the found result in the literature.

The second contribution aims to model the moisture content (MC) and the drying rate (DR) of some fruit products such as Mango with two varieties (Amelie and Brooks), Apricot, Grape, Peach, Figs, Plum, Aonla and the fruit of Plum Greengages using artificial neural network. The collected databases gathered the results of different dried fruits from different countries, with different geographical coordinates, different drying climate and different drying means and techniques. After the training, test and validation phases, the neural model with the RMSE = {0.360%, 6.290%} and R = {99.986%, 98.409%} respectively for the two outputs and with a Topologie of {10-29- 13-2} proved to be able to predict the solar drying kinetics curves of the products considered with a very acceptable performance.

***Keywords*:** Modeling, Artificial neural network (ANN), medicinal plants, fruits, solar drying, moisture content (MC), drying rate (DR).

***Résumé* : Modélisation du séchage solaire**

Le but de ce travail est la modélisation du phénomène de séchage solaire (direct et à l'air libre) de quelques plantes médicinales et quelques produits fruitiers en utilisant la méthode de réseau de neurones artificiels. Ce travail est divisé sur deux contributions.

Dans la première contribution on a modélisé la teneur en humidité (MC) et le taux de séchage (DR) des plantes médicinales suivantes : (Menthe, Henna, Romarin, Marjolaine, Moghat, Verveine et le Laurier). La base de données expérimentale collectée à partir des articles scientifiques en utilisant le logiciel Digitizer (V.2.26) Ces données ont été utilisé pour la construction du modèle neuronale. La performance du modèle optimisé obtenu a été mesuré en employant deux critères statistiques qui sont le coefficient de corrélation (R) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (REQM). Les résultats montrent que le meilleur modèle a été trouvé avec une REQM très satisfaisante de l'ordre de {4,589%, 1,185%} et un R très proche de l'unité {97,044%, 99,968%} pour les deux sorties respectivement. Ce réseau a été obtenu avec une structure de {10-28-14-2} neurones dans la couche d'entrée, première et deuxième couche cachée et la couche de sortie respectivement. Les résultats statistiques trouvés montrent clairement que le modèle développé est capable de modéliser à la fois plusieurs systèmes de séchage solaire des plantes considérées en comparaison avec les résultats trouvés dans la littérature.

La deuxième contribution concerne la modélisation neuronale de la teneur en humidité (MC) et le taux de séchage (DR) de quelques produits fruitiers tel que Mangue avec deux variétés (Amelie et Brooks), Abricot, Raisin, Pêche, Figue, Prune, l'Aonla et fruit de Prune Greengage. La base de données regroupe les résultats de séchage des différents fruits séchés dans différents pays, avec des coordonnées géographiques différentes et un climat de séchage différent et par différents moyens et techniques de séchage. Après la phase d'apprentissage, validation et test, le modèle neuronal avec la REQM= {0,360%, 6,290%} et R= {99,986%, 98,409%} respectivement pour les deux sorties et avec une topologie de {10-29-13-2} s'avère capable de prédire les courbes des cinétiques de séchage solaire des produits considérées avec une performance très acceptable.

Mots clés: Modélisation, réseau neuronal artificiel (ANN), plantes médicinales, fruits, séchage solaire, teneur en humidité (MC), taux de séchage (DR).

Table des matières

Remerciements ..... **ii**

Dédicace ..... **iii**

Résumé ..... **vi**

Nomenclature ..... **xi**

Liste des tableaux ..... **xii**

Liste des figures ..... **xiii**

Introduction Générale **1**

Chapitre I. Généralité sur le séchage et le séchage solaire **5**

I.1 Introduction 5

I.2 Recherche bibliographique 6

I.2.1 Séchage des plantes médicinales 6

I.2.2 Séchage des produits fruitiers 7

I.3 Définition du séchage 10

I.4 Mécanisme de séchage 10

I.5 Cinétique du séchage 11

I.6 Courbes de séchage 12

I.6.1 Paramètres influant sur la durée des trois périodes de séchage 14

I.7 Mode de séchage 15

I.7.1 Séchage par conduction 15

I.7.2 Séchage par convection 15

I.7.3 Séchage par rayonnement 15

I.7.4 Séchage par micro-onde 16

I.7.5 Lyophilisation 16

I.7.6 Déshydratation osmotique 16

I.8 Terminologie de base 17

I.8.1 Teneur en humidité 17

I.8.2 Psychométrie 18

I.8.3 Humidité absolue (H) 19

I.8.4 Humidité relative (*HR*) 20

I.8.5 Activité de l'eau (aw) 20

I.9 Séchage solaire 21
I.9.1 Source d'énergie solaire 21
I.9.2 Rayonnement solaire global 22
I.10 Classification des séchoirs 22
I.11 Classification des séchoirs solaires 23
I.11.1 Séchoirs solaires directs 24
I.11.2 Séchoirs solaires indirects 25
I.11.3 Séchoirs solaires mixtes 26
I.12 Modèles mathématique de séchage en couche mince 27
I.12.1 Modèles semi-théoriques 27
I.12.1.1 Modèles dérivés de la loi de Newton. 28
I.12.1.2 Modèles dérivés de la deuxième loi de diffusion de Fick. 29
I.12.2 Modèles empiriques 31
I.13 Conclusion 33

Chapitre II. Le réseau de neurone artificiel : Théorie et application 34

II.1 Introduction 34
II.2 Historique de réseau de neurone 34
II.3 Réseaux neuronaux réels et réseaux neuronaux artificiels 36
II.4 Réseaux de neurones et régression non linéaire 37
II.5 Réseaux de neurones et modélisation de processus 38
II.5.1 Modélisation du processus non linéaire statique 38
II.5.2 Modélisation du processus non linéaire dynamique 39
II.5.3 Modèles de connaissance et modèles "boîte noire" 39
II.5.3.1 Modèles dynamiques "boîtes noires" 39
II.5.3.2 Modèles neuronaux de connaissances 40
II.5.4 Réseaux neuronaux et l'architecture des réseaux 40
II.5.4.1 Définition et éléments caractéristiques d'un neurone 40
II.5.4.2 Neurone à une entrée simple 41
II.5.4.3 Neurone à des entrées multiples 41
II.5.4.4 Réseaux de neurones 42
II.5.4.4.1 Réseaux de neurones bouclés (feedback networks) 43
II.5.4.4.2 Réseaux de neurones non-bouclés (feed-forward networks) 43
II.5.4.4.3 Architecture en couches de neurones 44

II.5.4.4.4 Réseau de type Perceptron multicouche (PMC) 45
II.5.5 Fonctions de transfert du Perceptron Multi-Couche 46
II.5.6 Mise en œuvre des réseaux de neurones 46
II.5.6.1 Protocole d'utilisation 46
II.5.6.2 Optimisation du réseau de neurones 46
II.5.6.3 Algorithme de rétro-propagation 47
II.5.6.4 Apprentissage, généralisation, sur-apprentissage et minimums locaux 48
II.5.7 Réseaux neuronaux et séchage solaire 49
II.6 Critères de validation des modèles 50
II.7 Conclusion 52

Chapitre III. Modélisation de séchage solaire par le réseau de neurone artificiel 53
III.1 Contribution 1 : Nouvelle approche pour prédire le séchage solaire direct et ouvert à l'aide d'un réseau neuronal artificiel pour des plantes médicinales 53
III.1.1 Introduction 53
III.1.2 Source de la base de données 53
III.1.3 Théorie d'exploitation des paramètres de séchage dans le RNA 56
III.1.4 Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal 56
III.1.5 Modélisation avec le Perceptron multicouches (PMC) 57
III.1.5.1 Méthodes et configuration du réseau 57
III.1.5.1.1 Traitement de la base de données 57
III.1.5.1.2 Standardisation de la base de données 58
III.1.5.1.3 Paradigme du réseau 58
III.1.5.1.4 Organigramme d'application de réseau neuronal 59
III.1.5.2 Résultats de la modélisation 61
III.1.5.3 Optimisation de réseau 65
III.1.5.4 Formulation de modèle de RNA optimisé 73
III.1.6 Comparaison de modèle 73
III.1.7 Conclusion 75
III.2 Contribution 2 : Approche basée sur le RNA pour modéliser la teneur en humidité et le taux de séchage de certains produits fruitiers sous le séchage solaire direct. 76
III.2.1 Introduction 76
III.2.2 Base de données retenue 76
III.2.3 Produits fruitiers séchés à étudier 77

III.2.4 Théorie d'exploitation des paramètres de séchage dans le RNA 79
III.2.5 Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal 79
III.2.6 Modélisation avec le Perceptron multicouches (PMC) 80
III.2.6.1 Méthodologie de construction du RNA 80
III.2.6.2 Validation de réseau 80
III.2.6.3 Résultats de la modélisation 82
III.2.6.4 Importance relative des variables d'entrée sur les sorties 82
III.2.6.5 Optimisation de réseau 83
III.2.6.6 Formulation de modèle de RNA optimisé 87
III.2.7 Comparaison de modèle 88
III.2.8 Conclusion 90

Conclusion générale 91

Références bibliographiques 93

Annexes 103

Nomenclature

Symbole	**Désignation**	**Unité**
t	Temps	h
Te	Température extérieur	C^o
Rs	Rayonnement solaire	W/m^2
Ti	Température intérieur	C^o
In	Inclinaison	-
E	Emissivité	-
br	Algorithme bayésienne régularisation	-
lm	Algorithme Levenberg-Marquardt	-
fermi	fonction d'activation fermi	-
sbp	Standard back-propagation algorithm	-
bpa	Back-propagation algorithm	-
REQM	Racine d'erreur quadratique moyen	-
SSE	Somme de l'erreur quadratique	-
R	Coefficient de régression	-
PMC	Perceptron multicouches	
w_{ij}, w_{jk}, w_{1k} et w_{2k}	Poids de la couche 1,2 et la couche de Sortie respectivement.	-
b_j, b_k, b_1 et b_2	Bais de la couche 1,2 et la couche de Sortie respectivement.	-
f_{c1}, f_{c2}	Fonction d'activation pour les deux couches cachées.	-
f_o	Fonction d'activation de la couche de sortie	-
ω	Le pas d'apprentissage.	-
e	entrée	-
w	poids	-
C_1	Première couche	-
C_2	Deuxième couche	-
E_i	entrées	-

Liste des tableaux

Tableau I-1 : Applications de RNA dans les procédés de séchage solaire 9
Tableau II-1: Réseaux de neurones et statistiques conventionnelles 38
Tableau III-1: Type de produit et taille de la base des données 54
Tableau III-2: (a), (b), (c), (d), (e), (f) et (g) Plantes médicinales retenus 55
Tableau III-3: Paramètres entrée/sortie network 57
Tableau III-4: Matrice des paramètres d'entrées et de sorties plus intervalle d'application 58
Tableau III-5: Ordre des algorithmes 63
Tableau III-6: Catégories d'apprentissage. 65
Tableau III-7: Différents éléments structurels du réseau de neurones utilisé pour la modélisation 67
Tableau III-8: Trois meilleurs résultats de chaque catégorie 68
Tableau III-9: Résultats de notre modèle par rapport aux autres modèles 74
Tableau III-10: Type de produit et taille de la base de données 77
Tableau III-11:(a), (b), (c), (d), (e), (f), (g), (h) et (i) Produits fruitiers à étudier 78
Tableau III-12: Catégories de répartition de la base de données 83
Tableau III-13: Trois meilleurs résultat de chaque répartition 85
Tableau III-14: Résultats de notre modèle par rapport aux autres modèles 89

Liste des figures

Figure I-1: Consommation mondiale d'énergie 1990-2035 1
Figure I-2: Consommation mondiale d'énergie par source 2
Figure I-1: Facteurs de taux de séchage 11
Figure I-2: Variation de la teneur en humidité en fonction du temps 12
Figure I-3: Courbe typique de taux de séchage 13
Figure I-4: Courbe idéalisée pour le taux de séchage 14
Figure I-5: Rayonnement solaire globale (année 2019) 22
Figure I-6: Classification des séchoirs solaires 24
Figure I-7: Principe de fonctionnement d'un séchoir solaire direct. 25
Figure I-8: Principe de fonctionnement d'un séchoir solaire indirect 26
Figure I-9: Principe de fonctionnement d'un séchoir solaire mixte 27
Figure II-1: Modèle d'un neurone biologique (Réel) 37
Figure II-2: Modèle d'un neurone artificiel 37
Figure II-3: Modèle d'un neurone artificiel à une entrée simple 41
Figure II-4: Modèle d'un neurone artificiel à entrées multiples 42
Figure II-5: Taxonomie d'architectures du réseau neurone non-bouclé 42
Figure II-6: Schéma de réseau de neurones bouclé 43
Figure II-7: Schéma d'un réseau de neurones non bouclé 44
Figure II-8: Réseau de neurones à une couche 44
Figure II-9: Réseau de neurones à deux couches cachées 45
Figure II-10: Perceptron multicouches (PMC) 45
Figure II-11: Fonctions de transfert d'un réseau de neurones 46
Figure III-1: Réseau neuronal multicouches avec une seule couché 59
Figure III-2: Organigramme d'exécution de RNA à une seul couche cachée 60
Figure III-3: Erreur (REQM) vs nombre de neurone. 62
Figure III-4: Influence des variables d'entrées sur la teneur en humidité 64
Figure III-5: Influence des variables d'entrées sur le taux de séchage 64
Figure III-6: Organigramme d'exécution de RNA avec deux couches cachées 66
Figure III-7: Architecture optimale du réseau de neurones artificiels 69

Figure III-8: Combinaisons de la première catégorie 70
Figure III-9: Combinaisons de la deuxième catégorie 70
Figure III-10: Combinaisons de la troisième catégorie 71
Figure III-11: Combinaisons de la quatrième catégorie 71
Figure III-12: Régression du modèle de RNA optimal 72
Figure III-13: Prédiction de teneur en humidité (Moisure Content) 72
Figure III-14: Prédiction de Taux de séchage (Drying Rate) 73
Figure III-15: Organigramme d'exécution de RNA à une seul couche cachée 81
Figure III-16: Erreur (REQM) vs nombre de neurone pour les treize algorithmes disponible. 82
Figure III-17: Influence des variables d'entrées sur les variables de sorties 83
Figure III-18: Organigramme d'exécution de RNA avec deux couches cachées 84
Figure III-19: Architecture du réseau neuronal optimale 86
Figure III-20: Performance des réseaux de la troisième catégorie 86
Figure III-21: Tracé de régression du modèle RNA optimal 87

Introduction Générale

La consommation d'énergie augmente de manière exponentielle en raison de la croissance économique et de la forte demande en énergie dans de nombreux pays (*Figure 1*). Aujourd'hui, la plus grande partie de l'énergie provient de la combustion de combustibles fossiles. Plus de 80% de l'énergie mondiale est obtenue par la combustion de combustibles fossiles (Babay et al., 2009). Tandis que de 10% provient de l'énergie nucléaire et le reste de 10 % est fourni par l'énergie hydraulique, éolienne, solaire, etc. (*Figure 2*). De plus, on estime que les réserves actuelles de pétrole et de charbon ne dureront que 50 ans et 250 ans respectivement (Kalogirou, 2004).

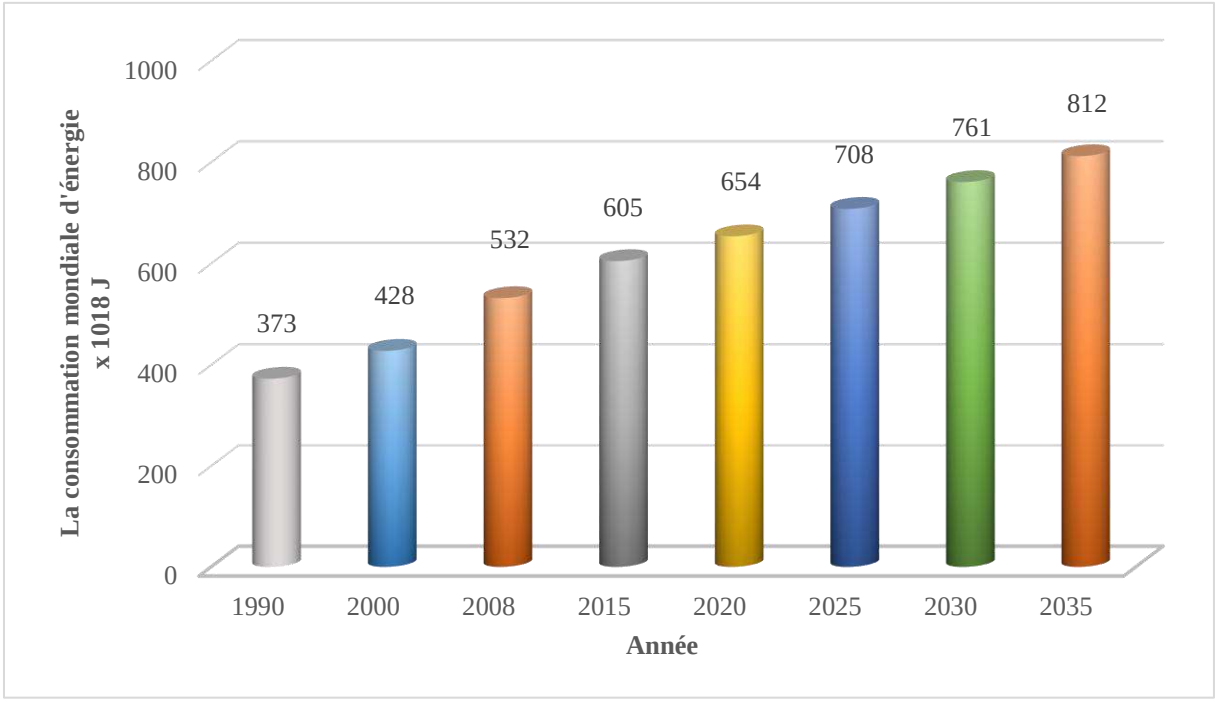


Figure I-1: *Consommation mondiale d'énergie 1990-2035(Statista.com)*

Le soleil est la principale source d'énergie de notre système terrestre. L'énergie solaire est également responsable de ses ressources énergétiques directes et indirectes comme le vent, les chutes d'eau, la biomasse, etc. Même les ressources énergétiques secondaires non renouvelables comme le charbon, le pétrole et le gaz naturel, etc. sont le résultat d'un système de photosynthèse entraîné par l'énergie solaire, suivi de réactions chimiques et physiques complexes à haute température et pression sur une longue période de temps à l'époque préhistorique (Kreith et Kreider, 1978). L'énergie solaire a un énorme potentiel pour différentes applications car elle est facilement accessible et abondante. L'ampleur de la disponibilité de l'énergie solaire dépasse bien plus que les besoins de la civilisation moderne.

L'approvisionnement en énergie solaire représente 8000 fois notre consommation d'énergie actuelle(Philibert, 2005). Trente minutes de rayonnement solaire tombant sur la Terre équivaut à la demande d'énergie mondiale pendant un an (Kalogirou, 2004).

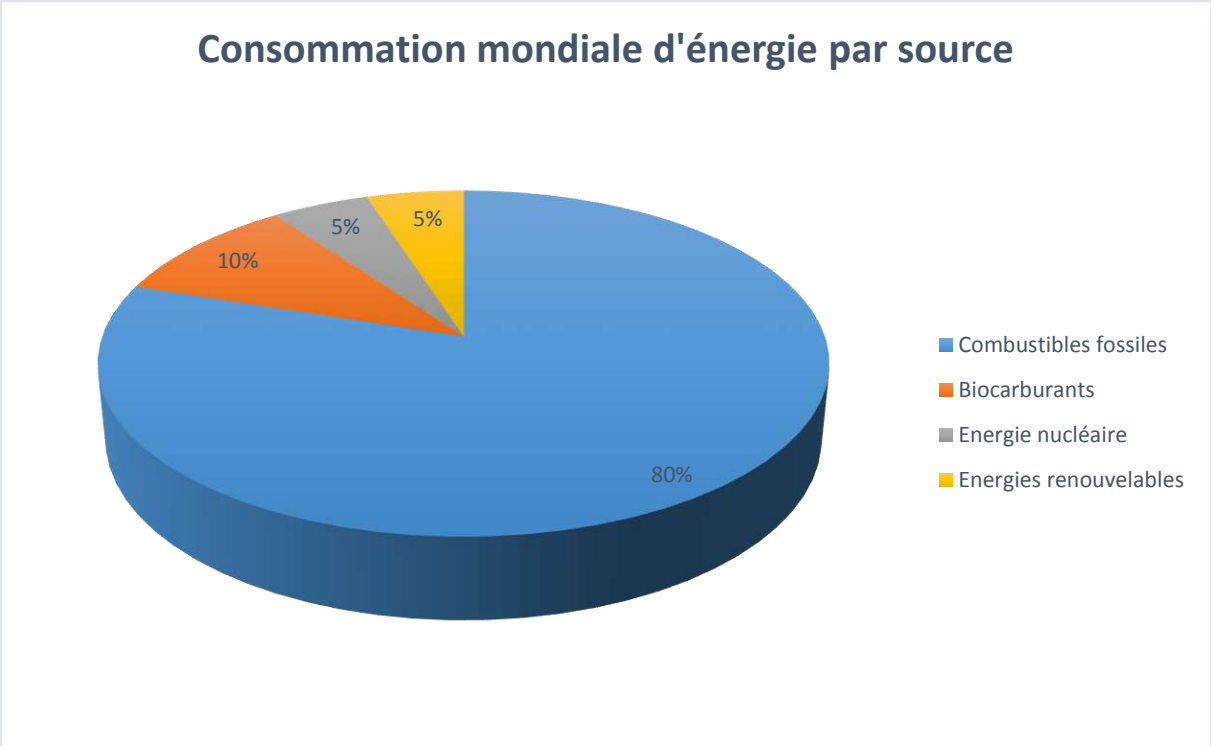


Figure I-2: *Consommation mondiale d'énergie par source (Statista.com)*

Dans les pays en voie de développement, l'énergie solaire joue un rôle très essentiel dans le séchage des produits alimentaire. De nombreux produits agricoles, consommés en grandes quantités ne sont pas toujours disponibles au cours des saisons. Plusieurs solutions sont proposées pour pallier à ce handicap : culture sous serre, congélation, conservation par séchage. Le recours au séchage s'avère une solution simple, sûre et adéquate pour un grand nombre de produits (Boumediene, 2008).

Le séchage est l'une des techniques les plus anciennes permettant de conserver des aliments tels que les céréales, les fruits, les légumes et les fruits de mer. Il prolonge la durée de vie du produit en réduisant sa teneur en humidité pour arrêter l'activité bactérienne, élimine les microorganismes responsables de la détérioration ou de la fermentation, arrête la prolifération de moisissures et réduit le poids du produit pour faciliter son transport et son stockage. Le processus de séchage peut réduire les coûts de stockage du produit. En outre, le processus de séchage préserve le goût et les propriétés nutritionnelles du produit (Djebli et al., 2020).

Auparavant, le séchage était principalement effectué au soleil; de nombreux types d'équipement et de méthodes sont maintenant utilisés pour déshydrater les aliments.

La technique de séchage au soleil présente certains inconvénients, notamment; Le produit à sécher est exposé à la poussière et aux insectes, car il s'étale sur le sol ou sur un tapis et est directement exposé au soleil et au vent. De plus, le produit sec peut être sujet à la contamination et à une mauvaise qualité. Une approche différente qui pourrait atténuer les inconvénients du séchage à l'air libre est que le séchage peut être effectué avec du combustible et de l'électricité, mais ces méthodes de séchage peuvent ne pas être économiques et nuire à l'environnement. D'autre part, l'utilisation d'un équipement de séchage solaire sur mesure peut constituer une bonne alternative et la solution la plus viable d'un point de vue économique et environnemental. De plus, les séchoirs solaires peuvent être utilisés dans des processus de séchage industriels. En principe, le séchage solaire consiste à convertir l'énergie solaire en énergie thermique, qui est ensuite utilisée pour éliminer l'humidité du produit directement ou indirectement. Le facteur le plus important ayant une incidence sur les performances est l'intensité quotidienne du rayonnement solaire.

Indépendamment de l'importance du séchage en tant qu'opération unitaire et des progrès récents en matière de recherche sur la conservation par l'élimination de l'eau, les principes physiques des phénomènes complexes qui se produisent pendant la déshydratation et la réhydratation ne sont pas totalement compris. La modélisation du séchage est extrêmement difficile dans le cas de produits biologiques et alimentaires. Un modèle de cinétique de séchage, tout à fait satisfaisant et adéquat à certains produits alimentaires, n'est pas actuellement disponible.

La révolution de l'informatique et le développement de nouvelles méthodes de calcul numérique basé sur l'intelligence artificielle et les sciences cognitives ont donné naissance durant les dernières décennies à de nouvelles méthodes de calcul et de modélisation telles que les réseaux de neurones artificiels (RNA), les systèmes experts, les algorithmes génétiques et la logique floue (Keskes et al., 2020).

Dans ce contexte, ce travail est consacré à la modélisation du séchage solaire des produits fruitiers et plantes médicinales.

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

Le **premier** chapitre, regroupe des généralités sur le séchage, une synthèse bibliographique concernant les différents types et équipements de séchage, un bilan de connaissance sur la cinétique de séchage, en expliquant toutes les phases de séchage.

Le **deuxième** chapitre, concerne la méthode de modélisation et d'optimisation par les réseaux de neurones artificiels.

Le **dernier** chapitre se divise en deux contribution, la première contribution concerne la modélisation de séchage solaire des plantes médicinales et la deuxième vise la modélisation de séchage solaire des produits fruitiers.

Enfin, une conclusion générale qui rassemble les résultats obtenus dans cette étude et des perspectives qui peuvent être envisagées pour le futur.

Chapitre I. **Généralité sur le séchage et le séchage solaire**

I.1 Introduction

La détérioration des produits agro-alimentaires apparaît à travers différentes étapes telles que la récolte, le transport, le stockage et le traitement de produit en raison de la manipulation et de dommages physiques, chimiques ou microbiens. L'altération et la détérioration des produits alimentaires se produit principalement pendant les périodes de transformation et de stockage. La procédure pour éviter l'altération ou la détérioration de la qualité de produit est appelée la conservation.

Ces dernières années, les pertes en post-récolte de produits alimentaires et agricoles ont été fortement réduites grâce aux techniques de conservation avancées.

De nombreuses techniques ont été utilisées en terme de conservation telles que le séchage, la congélation, le salage, la mise en conserve, l'emballage sous vide, etc. Mais le séchage est resté toujours le plus favorisé pour des raisons économiques (Jangam, 2011).

Le séchage est l'une des méthodes de conservation les plus utilisées pour les fruits, les légumes et les produits alimentaires (Prakash et Kumar, 2017). Le séchage, c'est la méthode la plus simple et la plus rentable parmi les autres techniques de conservation.

Généralement, la plupart des pays en voie de développement, l'utilisation de combustibles fossiles pour le séchage des produits agricoles n'a pas été pratiquement rentable en raison des coûts inabordables pour la majorité des agriculteurs (Purohit et al., 2006).

Le séchage solaire est plus avantageux que le séchage artificiel qui fonctionne avec les combustibles fossiles. Car le séchage artificiel nécessite une quantité considérable d'énergie (électrique, gaz, combustible, etc.) et donc le coût énergétique est élevé.

Cependant, le séchage solaire permet de :

- Vendre un produit de haute qualité, faible frais et un coût de revenus qui est avantageux élevé.
- Disponibilité des produits hors saisons.
- Réduisant les pertes dues à l'altération, à la détérioration, lié aux retards de transport et à d'autres facteurs(Vijaya Venkata Raman et al., 2012).

En outre, l'utilisation de l'énergie solaire pour le séchage est l'une des sources énergétiques alternatives les plus attrayantes en raison de sa disponibilité abondante et propre sur la surface de la terre.

Dans ce chapitre nous allons présenter un aperçu bibliographique sur le processus de séchage solaire. Nous allons présenter un aperçu descriptif sur les techniques et les technologies utilisées dans le domaine de séchage solaire. Nous terminons par un aperçu sur la modélisation mathématique sur le processus de séchage solaire.

I.2 Recherche bibliographique

Récemment, de nombreuses études ont porté sur la caractéristique de séchage solaire des produits fruitiers et les plantes médicinales. Dans ces littératures un nombre important d'études dans le domaine du séchage solaire visent à avoir trouvé l'alternative du séchage artificiel.

Cette revue est faite pour justifier l'exigence des travaux entrepris et s'appuie sur la littérature disponible sur le sujet d'intérêt, les sujets concernés et les travaux des autres chercheurs dans ce domaine. Diverses méthodes et stratégies adoptées par différents chercheurs et documents de recherche sur le séchage ont été examinés.

I.2.1 Séchage des plantes médicinales

Le séchage solaire des plantes, a connu un large intérêt dans les études scientifiques. Parmi les recherches que nous pouvons citer ;

(Bahloul et al., 2011) A présenté une recherche sur le séchage solaire convectif à couche mince de quatre variétés de feuilles d'olivier (Chemlali, Chemchali). Les quatre variétés ont été examinées à trois températures de l'air de séchage (40, 50 et 60 °C) et à deux vitesses d'air de séchage (0,566 et 1,133 m / s). Parmi les sept modèles appliqués pour décrire la cinétique de séchage des feuilles d'olivier, le modèle logarithmique a montré le meilleur accord avec les données expérimentales.

(Hassanain, 2010) A mentionné trois méthodes différentes pour sécher quatre plantes médicinales différentes, dont le Henna (Lawsonia Inermis), le Romarin (Rosmarinus Officinalis), la Marjolaine (Majorana Hortensis) et le Moghat (Glossostemon Bruguieri). Ces méthodes comprennent le séchage à l'air libre sous les rayons directs du soleil et une méthode de séchage traditionnel dans un séchoir ombragé.

(Akpinar, 2010) A fait une investigation sur les caractéristiques de séchage des couches minces de feuilles de menthe sous un soleil ouvert (direct) à convection naturelle, et dans un séchoir solaire (indirect) à convection forcée, et effectué une analyse énergétique du processus de séchage solaire des feuilles de menthe. Les résultats ont montré que le modèle de Wang et Singh était le plus approprié pour décrire la courbe de séchage du processus de séchage solaire forcé à couche mince et du soleil direct des feuilles de menthe.

(Akpinar, 2006a) A étudié le comportement du séchage solaire direct sur les plantes aromatiques comme ; le persil, la menthe et le basilic cultivé à Elazig, en Turquie. La base de donnée des trois produits cités auparavant, ont été examiné sur douze modèles mathématiques différents, ont pour but d'extraire le modèle approprié pour chaque produit.

(Janjai et Tung, 2005) ont développé un collecteur solaire intégré à la toiture d'une maison sous forme d'une ferme. Ce système est basé sur l'énergie solaire pour faire chauffer la quantité d'air nécessaire pour le séchage des herbes et des épices. Dans ce travail ils ont examiné deux produits, à savoir : les fleurs de Rosella et le lemon-grass.

On cite aussi des travaux dans le même sujet de séchage : feuilles d'olivier (Bahloul et al., 2011)**,** plantes de menthe entières (Sallam et al., 2015)**,** produits agricoles et végétaux (Miri et al., 2002)**,** feuilles de bétel (Pin et al., 2009)**,** sauge (Hassanain, 2011)**,** feuilles de persil (Kavak Akpinar et al., 2006), Eucalyptus globulus marocain (Kouhila et al., 2002), marjolaine (buckenhuskes et al., 1996) et rhizomes de gingembre par (Zingiber officinale) (Hoque et al., 2013) (Prasad et al., 2006).

I.2.2 Séchage des produits fruitiers

Dans cette partie on cite, (Dissa et al., 2011) ont Déterminé expérimentalement les caractéristiques de séchage solaire direct de deux produits fruitiers, l'Amélie et le Brooks mangues sous les conditions climatiques normales.

(Li et al., 2006) ont tenté d'utiliser des séchoirs solaires avec des fruits frais qui ont été mélangés avec du sel et conservés dans une piscine en béton pendant plus de deux mois. Ce système de séchage solaire, est composé de 6 m^2 de capteurs d'air solaire, d'une chambre de séchage en forme de serre, trois ventilateurs alimentés par un module solaire. Ils ont également constaté que le séchage solaire indirect pourrait accélérer le processus de séchage vingt jours que le séchage naturel afin d'obtenir le produit final. Nous citons aussi ; le processus de séchage des abricots et des pommes (Stegou–Sagia et Fragkou, 2018). Cinétique de séchage de quatre fruits : à savoir, pomme, poire, kiwi et banane (Kiranoudis et al., 1997). Séchage solaire naturel de la banane (Toure, 2012). Une étude expérimentale du comportement du séchage en couche mince de banane, de mangue et de manioc a été faite dans un séchoir solaire direct (Koua et al., 2009). Des travaux semblables ont été fait par (Diamante et al. 2010), (Kiranoudis et al. 1997), (Bala & Janjai 2009) et (Ceylan et al. 2007).

Récemment, la nouvelle technique de réseau de neurone artificiel (RNA) a suscité l'intérêt des chercheurs autant qu'une approche computationnelle rapide fournissant une

méthode alternative et complémentaire de modélisation lui permettant de résoudre des problèmes complexes.

De nombreuses études utilisant la technique de RNA pour modéliser les comportements de séchage solaire. (Tripathy et Kumar, 2009) utilisent le RNA pour prédire la variation de température d'un produit alimentaire pendant le séchage solaire.(Prakash et Kumar, 2014) utilisent le RNA pour prédire le volume horaire de jaggery pendant le processus de séchage à l'intérieur d'un séchoir à effet de serre en mode de convection naturelle. De plus, Artemisia absinthium (Karimi et al., 2012), produit agricole (Topuz, 2010), etc. D'autres travaux dans le sujet sont récapitulés au niveau du *tableau I.1*.

Des efforts ont été menés pour trouver un modèle statistique plus approprié pour prédire certains paramètres tels que la teneur en humidité, la vitesse de séchage, la cinétique de séchage, etc., pendant le processus de séchage.

Bien que les chercheurs de toutes ces études aient mené des recherches fructueuses sur la qualité du séchage, mais les coordonnées géographiques n'ont pas été pris en compte. Par conséquent, cette étude a utilisé une modélisation précise pour surmonter ces problèmes.

Tableau I-1 : *Applications de RNA dans les procédés de séchage solaire*

Auteure (s)	**Produit (s)**	**Objectif**	**Meilleur modèle d'entrée**	**Meilleure modèle de sortie**	**Meilleur modèle de RNA**	**Résultat**
(Bala et al., 2005)	Bulbe de jacquier et peler	Modéliser la teneur en humidité dans un séchoir solaire sous forme tunnel	Temps de séchage, teneur initiale en humidité, température de l'air ambiant, humidité relative, rayonnement solaire, flux d'air, et objet de séchage	Teneur finale d'humidité	RNA Multicouche formé par Rétro-Propagation à deux couches cachées.	Une prédiction Excellente de la cinétique de séchage
(Khazaei et Daneshmandi, 2007)	Graines de sésame	Modéliser la cinétique de séchage dans des conditions intérieures avec des modes de convection forcée et naturelle	Méthode de séchage et temps de séchage	Taux d'humidité	RNA Multicouche formé par Rétro-Propagation à deux couches cachées.	Bonne performance du modèle de RNA sur le modèle de séchage en couche mince
(Prakash et Kumar, 2014)	Fruit de Jagger	Prédire la masse de produit dans un séchoir solaire à effet de serre en convection naturelle	Jour, heure de l'expérience réalisée, globale intensité du rayonnement solaire, isolation, température de l'air ambiant, et humidité relative ambiante	La masse de produit	RNA Multicouche formé par Rétro-Propagation à deux couches cachées.	Performance satisfaisante de RNA

I.3 Définition du séchage

Le séchage, est un procédé d'élimination de l'humidité d'un produit à une teneur d'eau inferieur ou égale aux niveaux sécuritaires, ce qui assure le ralentissement des actions des enzymes, des bactéries, des levures et des moisissures.

Le processus de séchage peut réaliser en deux étapes. La première étape consiste à favoriser le déplacement de l'humidité à l'intérieur du produit vers la couche mince de la surface de produit et faire sécher avec un régime d'air permanent. La seconde étape est basée sur un régime de séchage lent et varie selon le produit à sécher (Pirasteh et al., 2014).

En outre, Lorsqu'un produit est soumis à une source thermique, deux processus s'activent simultanément. Un transfert convectif de l'environnement chaud vers le produit pour évaporer l'humidité de la surface et un transfert conductif dans le produit lui-même pour extraire l'eau prisonnière dans le corps solide (Tiwari, 2016).

I.4 Mécanisme de séchage

Le séchage élémentaire composé de deux processus de fondamentaux et simultanés

- Un transfert massique sous forme de liquide ou de vapeur dans le corps solide et sous forme de vapeur à partir de la surface de la couche limite.
- Un transfert de chaleur (Conduction, Convection, rayonnement) est déplacé pour évaporer le liquide.

Les aspects menant les vitesses de ces processus concluent à la vitesse de séchage. Les différents sécheurs solaires peuvent utiliser le transfert de chaleur par conduction, convection et rayonnement, ou une combinaison de ceux-ci (Ong, 1999). La chaleur des séchoirs solaires et autres séchoirs conventionnels doit d'abord s'écouler vers la surface extérieure, puis vers l'intérieur du solide, à l'exception du séchage par micro-ondes et diélectrique (Datta, 2015) (Mujumdar, 2000). Le transfert d'humidité à l'intérieur du solide dépend des caractéristiques du solide qui peut être poreux ou non poreux (Mujumdar, 2000) (Fagunwa et al., 2009). Et Aussi dépend des paramètres externes de l'air de convection comme la température, le débit d'air, l'humidité relative, la surface de contact du produit avec l'air et également la méthode de prétraitement (Prakash et Kumar, 2017).

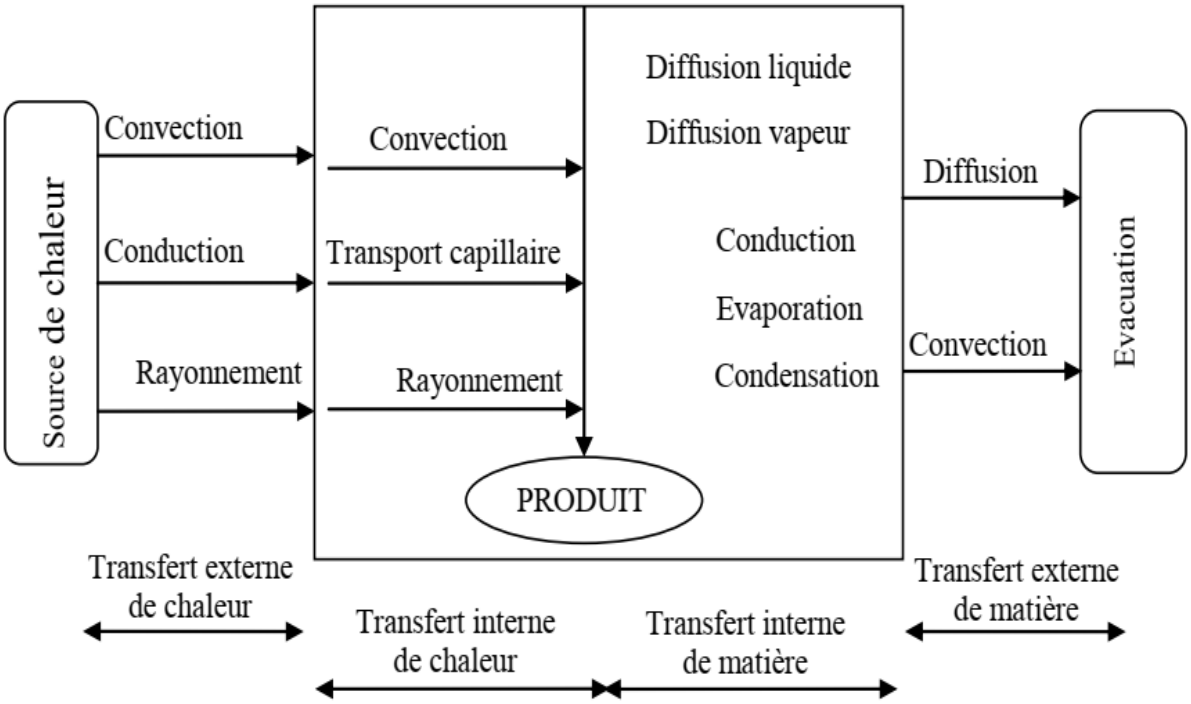


Figure I-1: *Facteurs de taux de séchage* (Prakash et Kumar, 2017)

I.5 Cinétique du séchage

La grande variabilité et diversité des produits alimentaires et biologiques suggère que le meilleur moyen de décrire le comportement d'un produit alimentaire au cours du séchage est de mesurer expérimentalement sa cinétique de séchage. Dans le cas d'un produit solide qui a été séché par convection, l'expérience de base consiste à placer le produit dans un flux d'air continu et parfaitement contrôlé (température, humidité, vitesse) et à enregistrer l'évolution de sa masse dans le temps. Les résultats sont représentés sous forme de courbes appelées courbes caractéristiques de séchage (Daguenet, 1985).

La cinétique de séchage explique les variations de la teneur moyenne en humidité du matériau et de la température moyenne avec le temps dans un corps de séchage, tandis que la dynamique de séchage décrit les changements dans les profils de température et d'humidité dans tout le corps de séchage. Les connaissances en cinétique de séchage d'un produit peuvent être appliquées au calcul de la quantité d'humidité évaporée, du temps de séchage, de la consommation d'énergie et d'autres paramètres (Prakash et Kumar, 2017).

I.6 Courbes de séchage

Généralement les caractéristiques de séchage de tout produit peuvent être expliquées à l'aide de trois courbes:

- Variation de la teneur en humidité en fonction du temps.
- Taux de séchage en fonction du temps.
- Taux de séchage en fonction de la teneur en humidité.

Dans un processus de séchage, la variation de la teneur en humidité d'un produit est déterminée sur la période et représentée sous forme de courbe *Figure I.2*. Cette courbe explique la réduction de la teneur en humidité d'un produit et le taux de séchage correspondante est calculée aussi. La courbe du taux de séchage diffère d'un produit à l'autre car elle dépend principalement du type de matériau et de sa structure (Prakash et Kumar, 2017).

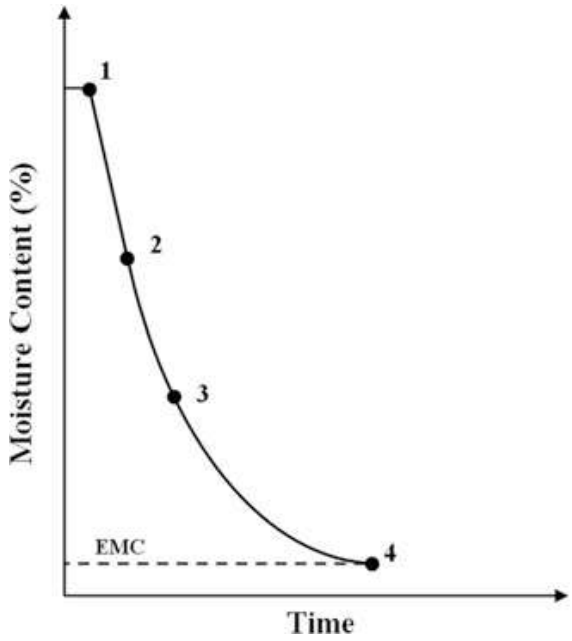


Figure I-2: *Variation de la teneur en humidité en fonction du temps(Prakash et Kumar, 2017)*

Le taux de séchage est défini comme la masse d'eau éliminée par unité de temps par unité de masse de matière sèche ou par la masse d'eau éliminée par unité de temps par unité de surface. Les courbes de taux de séchage sont très importantes pour expliquer les caractéristiques de séchage d'un produit quelconque. *La figure I.3* montre une courbe typique de taux de séchage avec les points saillant. La période de 1 à 2 est appelée période de séchage constante, dans laquelle le séchage a lieu à un taux constant. La période de 2 à 3 est la première période où le taux de séchage baisse, et dans laquelle le taux de séchage est réduit à un régime permanant (varie linéairement). La période de 3 à 4 est la deuxième période où le taux décroisse (Prakash et Kumar, 2017).

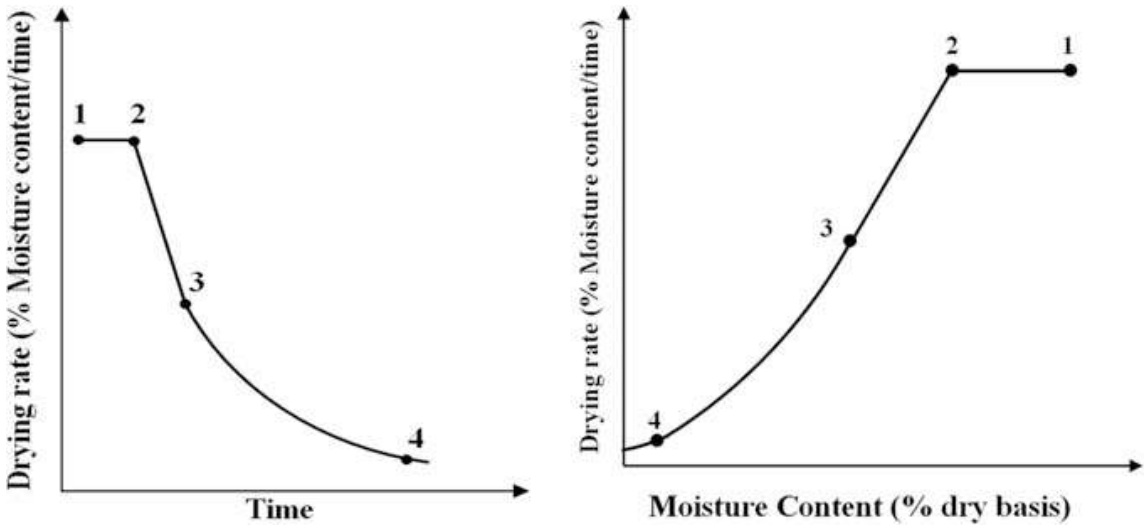


Figure I-3: *Courbe typique de taux de séchage (Prakash et Kumar, 2017)*

Les périodes de séchage suivantes se produisent lors du séchage (Prakash et Kumar, 2017)

- ***Un taux de séchage contant (1-2) :*** La surface du produit est à l'état saturé, et le mouvement d'humidité a lieu au moyen d'une diffusion à une vitesse constante.

- ***Première période de baisse du taux (2–3) :*** L'humidité du produit a atteint sa teneur en humidité critique et la surface du produit n'a pas assez d'humidité (c'est-à-dire surface sec) pour s'évaporer facilement. Le taux de séchage du produit diminue continuellement sous forme d'une ligne droite.

- ***Deuxième période de baisse du taux (3–4) :*** La surface du produit est presque à l'état sec et le mouvement de l'humidité de l'intérieur vers sa surface se déroule lentement. La teneur en humidité continue de diminuer jusqu'à ce que l'équilibre soit atteint et que le séchage s'arrête.

La forme simple de la courbe de taux de séchage est indiquée sur la *figure I.4* qui sert à calculer le temps de séchage. La courbe du taux de séchage pour les matériaux hygroscopiques et non hygroscopiques à une période du taux de séchage constante et une période de taux de séchage décroissante. La période de taux de séchage constant pour les deux matériaux se termine à la teneur en humidité critique, et la période de taux de chute commence. La période de taux de chute pour les matériaux non hygroscopiques est poursuivie jusqu'à ce qu'elle atteigne zéro teneur en humidité ; tandis que pour les matériaux hygroscopiques, jusqu'à ce qu'il atteigne l'équilibre de la teneur en humidité (Prakash et Kumar, 2017).

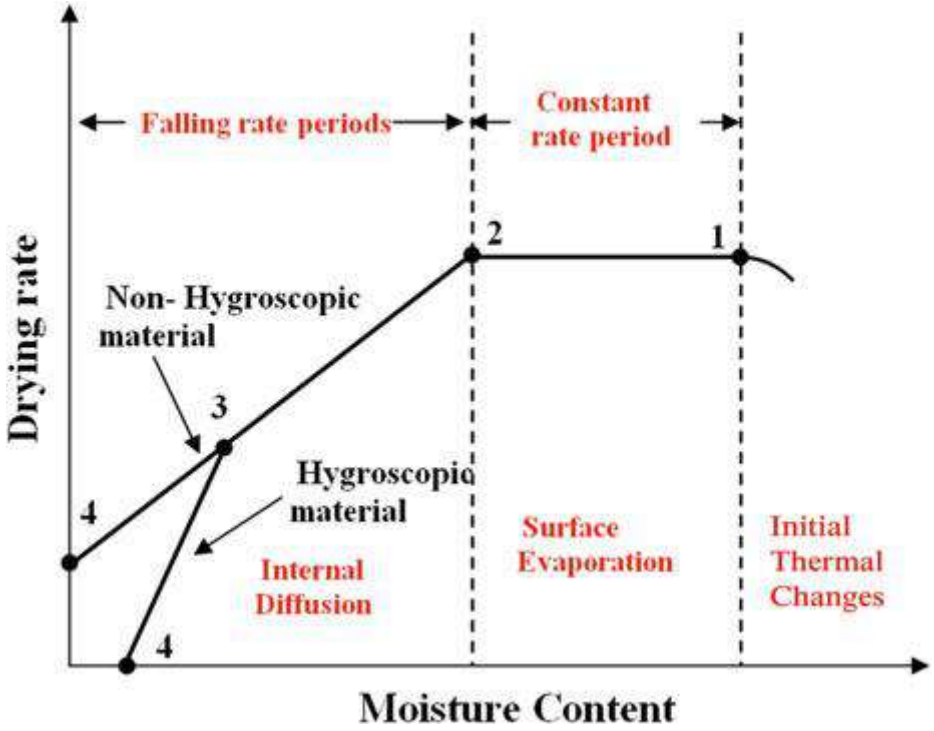


Figure I-4: *Courbe idéalisée pour le taux de séchage (Prakash et Kumar, 2017)*

I.6.1 Paramètres influant sur la durée des trois périodes de séchage

Il peut y avoir des variations significatives dans les durées de ces trois périodes en fonction des produits. La première période est presque inexistante dans le cas de produits à particules ou à feuilles. La deuxième période n'existe pas toujours. La troisième période peut être divisée en deux périodes (première période de ralentissement et deuxième période de ralentissement).

- Réduction de la durée de la première période : plus les morceaux des produits à sécher sont petits et en couche mince (surface d'échange air / produit accrue) plus le produit arrivera rapidement à la température à partir de laquelle le séchage est efficace;

- Pendant la deuxième période, l'élimination de l'eau se produit à la surface du produit, ce qui est plus rapide que la somme des surfaces de contact entre l'air et le produit est élevée et que l'air peut atteindre facilement à toutes ces surfaces.

- Au cours de la troisième période, le dégagement de l'eau du cœur du produit sera d'autant plus facile car l'interface d'évaporation reste proche de la surface (de sorte que les morceaux à sécher sont de petites tailles).

I.7 Mode de séchage

Le phénomène de séchage peut être effectué de plusieurs manières. Différents procédés de séchage peuvent être distingués (Schnell, 1983).

- Le séchage thermique, en élevant la température et en réduisant la pression de vapeur de la phase gazeuse. L'humidité est extraite par évaporation et diffusion.
- Le séchage mécanique.

Le critère de classification le plus couramment utilisé pour le séchage thermique dépend des modes de transfert de chaleur entre le produit et la source de chaleur (Mujumdar et Menon, 1995).

I.7.1 Séchage par conduction

Le produit à sécher est directement relié à une paroi solide chauffée par un fluide caloporteur (air, eau, gaz, vapeur d'eau). Où la chaleur est échangée par contact entre la surface de la paroi chaude et le produit. Ce mode de séchage est largement utilisé dans l'industrie du textile et du papier (Duffie et Beckman, 1974).

I.7.2 Séchage par convection

Un écoulement d'air chaud est envoyé au produit à sécher. Il s'effectue automatiquement entre ce produit et l'air à une différence de température et de pression partielle d'eau. La particularité de ce mode de séchage réside dans le fait que l'air de séchage remplit deux fonctions simultanées:

- Transfert de chaleur de l'air au produit sous l'influence de la différence de température.

- Transfert d'eau dans la direction opposée en raison de la déférence de concentration en eau dans l'air.

Ce mode de séchage représente plus de 85% des séchoirs industriels (Mujumdar, 2000) et est largement utilisé dans le secteur agroalimentaire.

I.7.3 Séchage par rayonnement

Lors du séchage infrarouge, les aliments solides sont exposés à une source de chaleur infrarouge qui augmente leur température de surface. L'énergie du rayonnement infrarouge est transférée de l'élément chauffant au produit plus rapidement de manière uniforme sans chauffer l'air ambiant. Le rayonnement infrarouge a été appliqué avec plusieurs procédés de séchage en raison de ces avantages. En combinaison avec le pré-séchage à l'air chaud, le chauffage par infrarouge permet d'économiser 20% du temps de séchage par rapport au séchage par infrarouge uniquement (Adak et al., 2017).

I.7.4 Séchage par micro-onde

Cette méthode fournit une vitesse de chauffage élevée et ne provoque pas d'altération de la surface des aliments et, par conséquent, aucune croûte n'est formée. Le traitement par microondes industriel est limité en raison de ses coûts élevés. Par conséquent, il est utilisé industriellement pour les aliments peu humides ou comme étape finale du processus de séchage (Pu et al., 2016).

Par rapport au séchage par convection, le séchage par micro-ondes peut être avantageux en raison de son chauffage volumétrique et de sa durée de traitement réduite. Cependant, il est important de garder à l'esprit que l'utilisation de micro-ondes basse pression augmente les coûts de séchage, qui pourraient toutefois être minimisés en combinant les deux procédés de séchage: par vide micro-ondes et par convection (Zielinska et Michalska, 2016)

I.7.5 Lyophilisation

Dans la lyophilisation l'eau est d'abord congelée puis sublimée, dans des conditions spéciales de pression et de température. La lyophilisation est plus lente et les coûts plus élevés, car elle implique la congélation, la production sous vide et le matériel lui-même est coûteux.

La lyophilisation est utilisée dans l'industrie pour la déshydratation d'aliments de grandes valeurs et d'arômes délicats (par exemple: champignons, herbes et épices, jus de fruits, viande, fruits de mer ou régimes complets à usage militaire ou pour des expéditions sportives), ainsi que pour la conservation des cultures microbiennes utilisées dans l'industrie alimentaire. En général, la lyophilisation est préférable pour convertir les matériaux thermo sensibles en poudre, car il vaut mieux préserver leurs conformations natives. Cependant, les longs moment de traitement, la faible productivité, les méthodes de production discontinues et les risques de refroidissement liés au gel constituent des inconvénients considérables de ce processus (Haque et Adhikari, 2015).

I.7.6 Déshydratation osmotique

La déshydratation osmotique est le phénomène d'élimination de l'eau d'une concentration plus faible de soluté à une concentration plus élevée à travers une membrane semi-perméable entraîne la condition d'équilibre des deux côtés de la membrane (Tiwari 2005).

La déshydratation osmotique est basée sur le principe suivant: lorsque les matériaux cellulaires sont immergés dans une solution aqueuse hypertonique, une force motrice pour l'élimination de l'eau est établie en raison de la pression osmotique accrue de la solution hypertonique. Il est généralement utilisé pour éliminer partiellement l'eau de fruits ou de

légumes qui sont immergés dans une solution de sucre ou de sel (dont la pression osmotique est supérieure à celle des aliments).

Les aliments perdent de l'eau dans la solution, mais dans de nombreux cas, leur teneur en humidité finale n'est pas stable ($0{,}90 \leq a_w \leq 0{,}95$) (Barman et Badwaik, 2017).

Ils sont utilisés industriellement comme prétraitement pour d'autres opérations. Pour les fruits, nous utilisons des solutions de sucre hypertoniques (40 à 70%), le saccharose étant le plus utilisé, mais des mélanges de fructose, de glucose ou de glucose/fructose et de glucose/polysaccharide sont également utilisés. Des solutions salines (5-20%), généralement du chlorure de sodium, sont utilisées pour les légumes (Eren et Kaymak-Ertekin, 2007).

I.8 Terminologie de base

I.8.1 Teneur en humidité

La teneur en humidité des aliments joue un rôle important dans le maintien de la qualité souhaitable du produit. Les informations sur la teneur en humidité sont importantes pour déterminer si les aliments conviennent à un stockage en toute sécurité ou à toute autre activité de transformation (Ekechukwu et Norton, 1997) ; (Mujumdar, 2007).

La teneur en humidité est définie comme la quantité d'eau présente dans le produit alimentaire et est généralement exprimée en pourcentage. Il est défini de deux manières, comme indiqué ci-dessous:

A) Teneur en eau sur une base humide (M_{wb}): elle est exprimée par le rapport entre le poids de l'eau présente dans l'aliment et le poids total du produit alimentaire.

$$M_{wb}(\%) = \frac{M_w}{M_p} \times 100 \qquad \text{(I-1)}$$

$$M_{wb}(\%) = \frac{M_w}{M_w + M_d} \times 100 \qquad \text{(I-2)}$$

Où :

M_w : Poids de l'eau dans le produit alimentaire.

M_d : Poids de la substance sèche du produit alimentaire.

M_p : Poids total du produit alimentaire.

B) Teneur en eau en base sèche (M_{db}): elle est exprimée par le rapport entre le poids de l'eau présente dans le produit alimentaire et le poids de la substance sèche.

$$M_{db}(\%) = \frac{M_w}{M_d} \times 100 \quad \text{(I-3)}$$

La teneur en humidité calculée sur une base sèche est toujours supérieure à la teneur en humidité sur une base humide. En règle générale, les calculs techniques sont effectués en fonction de la teneur en humidité sèche (Perry, 2007).

C) Relation entre M_{wb} et M_{db} : l'équation I-3 peut également être écrite comme suivant :

$$M_{db}(\%) = \frac{M_w}{M_p - M_w} \times 100 \quad \text{(I-4)}$$

$$M_{db}(\%) = \frac{M_w / M_p}{1 - \left(M_w / M_p\right)} \times 100 \quad \text{(I-5)}$$

$$M_{db}(\%) = \frac{M_{wb}}{1 - M_{wb}} \times 100 \quad \text{(I-6)}$$

L'eau dans le produit est présente sous trois formes différentes, comme décrit ci-dessous:

- **Eau non liée :** l'humidité dans les aliments qui exerce une pression de vapeur égale à celle d'une pression de vapeur saturée d'eau pure à la même température.
- **Eau liée :** la teneur en humidité qui exerce une pression de vapeur inférieure à celle de l'eau pure à la même température en raison de la rétention dans les petits ports et des solutions dans les parois des cellules (Charreau et Cavaillé, 1991).
- **Eau libre :** La teneur en eau supérieure à la teneur en eau d'équilibre s'appelle eau libre. Cette teneur en humidité peut être facilement éliminée par séchage dans certaines conditions de température et d'humidité. L'eau libre comprend à la fois l'eau non liée et une partie de l'eau jointe qui fait partie des plus grands capillaires. Il a une activité aquatique égale à l'unité.

I.8.2 Psychométrie

L'air humide, qui est un mélange d'air sec et de vapeur d'eau, est utilisé comme fluide dans plusieurs opérations unitaires, telles que les processus de refroidissement, de chauffage, de mélange et de transport. Les propriétés thermodynamiques de l'air humide sont appelées propriétés psychrométriques. Le sujet qui étudie ces propriétés du mélange sec d'air et de vapeur d'eau est appelé psychrométrie. La connaissance des propriétés de l'air humide est importante pour la conception de systèmes tels que les séchoirs, les climatiseurs et les tours de refroidissement (Treybal, 1980).

Les propriétés psychométriques de l'air humide sont définies et analysées ci-dessous:

A) Température du bulbe sec (T_{db}) : la température de l'air déterminée à l'aide du thermomètre est appelée température de bulbe sec.

B) Température du bulbe humide (T_{wb}) : c'est la température mesurée par le thermomètre avec son bulbe enveloppé dans un chiffon humide. La différence entre la température du bulbe humide et du bulbe sec s'appelle dépression du bulbe humide. La température du bulbe humide est toujours inférieure à la température du bulbe sec. Mais à 100% d'humidité relative, les températures de bulbe sec et humide sont les mêmes et la dépression du bulbe humide est nulle. La température humide est une mesure indirecte du dessèchement de l'air (Prabhat et al., 2012).

C) Température du point de rosée (T_{dp}) : la température maximale à laquelle l'air est complètement saturé avec l'humidité disponible pendant le refroidissement à un rapport de pression et d'humidité constant s'appelle température de point de rosée. Un refroidissement supplémentaire en dessous point de rosée entraîne la condensation de l'humidité dans l'air et réduit le taux d'humidité (Prabhat et al., 2012).

I.8.3 Humidité absolue (H)

L'humidité absolue, également appelée humidité spécifique ou rapport d'humidité, est définie comme la masse de vapeur d'eau associée à l'unité de masse d'air sec. L'humidité absolue est une quantité sans dimensions. Cependant, les unités sont souvent appelées kg de vapeur d'eau par kg d'air sec (Prabhat et al., 2012)

$$H = \frac{M_e P_w}{RT} / \frac{M_e P_w}{RT} \quad \text{(I-7)}$$

$$H = \left(\frac{M_e P_w}{M_a(1-P_w)}\right) \quad \text{(I-8)}$$

$$H = 0.622\left(\frac{P_w}{1-P_w}\right) \quad \text{(I-9)}$$

Où :

pw : pression partielle de vapeur d'eau, kPa.

pa : pression partielle de l'air sec, kPa

Me : poids moléculaire de l'eau = 18 g/mol

Ma : poids moléculaire de l'air = 29 g/mol

R : constante de gaz = 8,314 J/K.mol

T : température, en °K

I.8.4 Humidité relative (*HR*)

Il est défini comme le rapport entre la masse de vapeur d'eau *(M_v)* présente dans l'air humide et la masse totale de vapeur d'eau (M_{vs}) nécessaire pour saturer à la même température. Il peut également être défini comme le rapport entre la pression partielle de la vapeur d'eau dans le mélange air / vapeur et la pression de vapeur d'eau de l'air saturé à la même température (Prabhat et al., 2012). Elle est connue sous le nom de *HR* et est exprimé en pourcentage.

$$RH = \left(\frac{m_v}{m_{vs}}\right) = \left(\frac{P_w}{P_{ws}}\right) \quad \text{(I-10)}$$

Où :

pws : pression de vapeur d'eau de saturation partielle, kPa.

I.8.5 Activité de l'eau (a_w)

L'eau est une composante importante dans la plupart des aliments. La disponibilité d'eau pour la croissance microbienne, la germination des spores, l'activité enzymatique et les réactions chimiques sont l'un des facteurs les plus critiques qui affectent la qualité, la sécurité et la durée de vie des aliments. Cette disponibilité d'eau est décrite comme l'activité de l'eau (a_w) (Prabhat et al., 2012).

L'activité de l'eau influence également des phénomènes tels que: oxydation, brunissement non enzymatique (réactions de Maillard) et réactions enzymatiques nécessitant une a_w beaucoup plus faible. La réduction de (a_w) peut inhiber la croissance microbienne et contrôler les réactions de détérioration (Beuchat, 1981). L'activité de l'eau peut être réduite par diverses techniques de conservation, telles que la déshydratation ou par l'ajout d'agents liant l'eau, tels que les sucres, le glycérol ou le sel.

L'activité de l'eau est une propriété thermodynamique et est définie comme la relation entre la pression de vapeur partielle de l'eau dans les aliments (P_f) et la pression de vapeur de l'eau pure (P_{pw}) à la même température.

$$a_w = \frac{P_f}{P_{pw}} \quad \text{(I-11)}$$

L'humidité relative de l'air est exprimée par le rapport entre la pression de vapeur partielle de l'eau présente dans l'air (P_w) et la pression de vapeur de l'eau pure (P_{pw}) à la même température.

$$RH = \frac{P_w}{P_{pw}} \times 100 \quad \text{(I-12)}$$

En fonction de l'activité de l'eau, les aliments peuvent également être classés. Les aliments très humides, dont l'activité de l'eau est supérieure à 0,85, nécessitent une réfrigération ou une autre barrière pour contrôler la croissance des agents pathogènes. Les aliments à humidité intermédiaire, ayant une activité aqueuse comprise entre 0,60 et 0,85. Celles-ci ne nécessitent pas de réfrigération pour lutter contre les agents pathogènes, mais ont une durée de vie limitée en raison de la détérioration, principalement due aux levures et aux moisissures. Les aliments à faible taux d'humidité, dont l'activité de l'eau est inférieure à 0,60 ont une longue durée de vie, même sans réfrigération.

I.9 Séchage solaire

Le séchage solaire est une application thermique de potentiel décentralisé de l'énergie solaire, en particulier dans les pays en voie de développement (Sharma et al., 2009). Cependant, jusqu'à présent, il y a eu très peu de participation sur le terrain de la technologie de séchage solaire.

Le séchage solaire est souvent différencié du "séchage au soleil" par l'utilisation d'équipements pour capter le rayonnement solaire afin d'exploiter pour les applications de séchage. Le séchage au soleil est un processus agricole commun et courant dans de nombreux pays, en particulier là où la température extérieure atteint 30 ° C ou plus.

I.9.1 Source d'énergie solaire

Le soleil est la principale source productrice d'énergie de notre système solaire. En raison de la fusion nucléaire continue qui a lieu dans son noyau, une énorme quantité d'énergie est générée; une petite fraction de l'énergie produite par le soleil frappe la terre et rend la vie possible sur notre planète. Le rayonnement solaire provoque tous les cycles et activités naturels tels que la pluie, le vent, les courants océaniques, la photosynthèse et plusieurs autres phénomènes qui sont cruciaux pour la vie. Tous les besoins énergétiques mondiaux sont basés au début sur l'énergie solaire (Bahloul et al., 2009) (Fudholi et al., 2008).

Tous les combustibles fossiles (charbon, gaz, pétrole) sont convertis sous forme d'énergie solaire. La température de surface solaire du soleil est l'environ de 6000 ° C, ce qui correspond à une intensité de rayonnement de 70 000 à 80 000 kW/m^2. La Terre ne reçoit qu'une très petite partie de cette énergie.

I.9.2 Rayonnement solaire global

La durée de l'ensoleillement ainsi que son intensité dépendent de la période de l'année, des conditions météorologiques et bien entendu aussi de la position géographique. La quantité de rayonnement solaire global annuel sur une surface horizontale peut aussi atteindre dans les régions de la ceinture solaire plus de 2200 kWh/m^2. Le rayonnement global se compose de rayonnement direct et diffus. Le rayonnement global (année 2019) est illustré clairement sur la *figure I.5.*

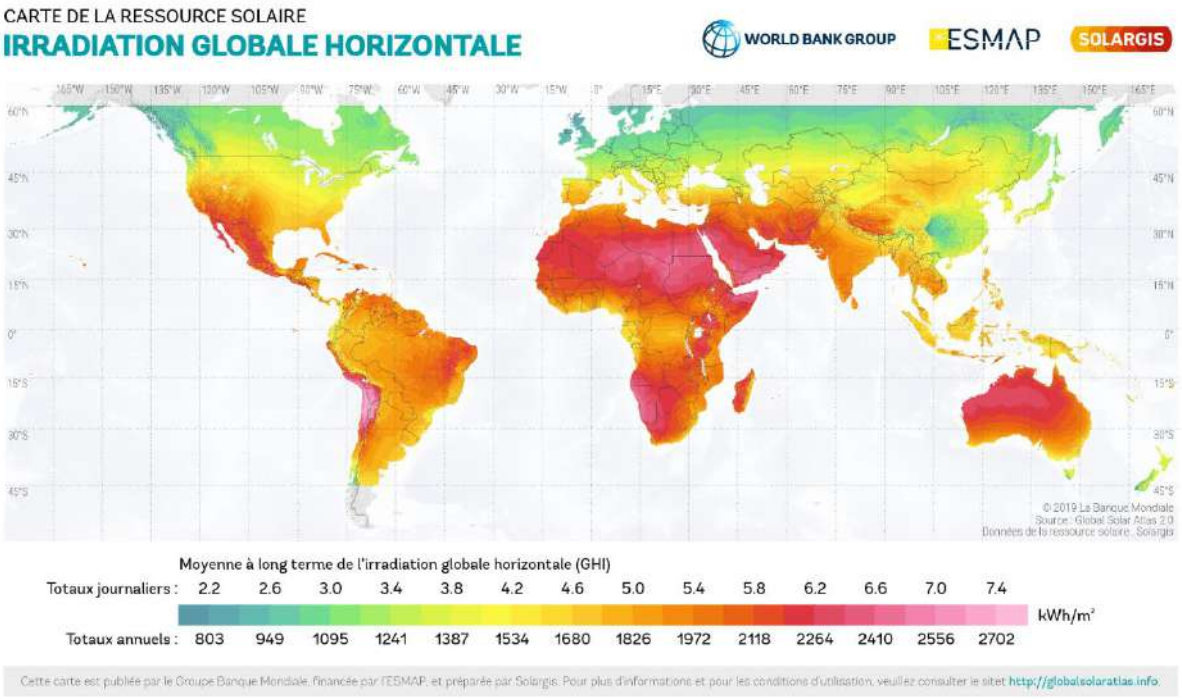


Figure I-5: *Rayonnement solaire globale (année 2019)(solargis.com)*

I.10 Classification des séchoirs

Les séchoirs peuvent être classés principalement en fonction de leurs intervalles de température de fonctionnement. On trouve deux groupes principaux: les séchoirs à haute température et les séchoirs à basse température. Cependant, les séchoirs sont plus couramment classés en fonction de leurs sources de chauffage dans des séchoirs à combustible fossile (plus fréquemment appelés séchoirs classiques) et des séchoirs à énergie solaire. Pratiquement tous les séchoirs à haute température utilisent des combustibles fossiles, tandis que les séchoirs à basse température sont à combustibles fossiles ou des systèmes solaires.

I.11 Classification des séchoirs solaires

Le séchage solaire a été utilisé pour sécher les légumes, les fruits, les plantes, les graines, le poisson, la viande et le bois. Dans l'intention de tirer parti des sources d'énergie gratuites et renouvelables fournies par le soleil, de nombreux efforts ont été déployés au cours des dernières années pour développer le séchage solaire principalement dans le but de préserver le fruit; légumes et produits forestiers (Kadam et Samuel, 2006) (Patel et al., 2013). Cependant, il y a des limites à la production à grande échelle par séchage en plein air. Les limitations sont le manque de capacité à contrôler le processus de séchage, la dégradation possible due aux réactions microbiologiques ou biochimiques, l'infestation par les insectes, les besoins étendus et les coûts de main-d'œuvre modérés (Youcef-Ali et Desmons, 2007) (Saleh et Badran, 2009). Le temps requis pour sécher un certain matériau peut être assez long et peut causer des pertes après récolte (plus de 30%). Le séchage de produits agricoles utilisant l'énergie solaire dans des structures couvertes est un moyen surprenant de réduire les pertes après récolte et la mauvaise qualité des produits secs liée aux méthodes classiques de séchage au soleil (Jain et Tiwari, 2003).

L'équipement de séchage solaire peut être classé de plusieurs manières. Les deux classifications les plus utiles sont basées sur (1) la méthode de transfert de chaleur aux solides humides ou (2) les caractéristiques de manipulation et les propriétés physiques du matériau humide. La première méthode de classification révèle des différences dans la conception et le fonctionnement du sécheur, tandis que la deuxième méthode est la plus utile dans la sélection d'un groupe de séchoirs pour une considération préliminaire dans un problème de séchage donné (Hii et al., 2012). D'autre classification basé principalement de leurs modes de chauffage et de la manière dont la chaleur solaire est utilisée. Un diagramme de classification des séchoirs solaire est illustré sur la *figure I.6.*

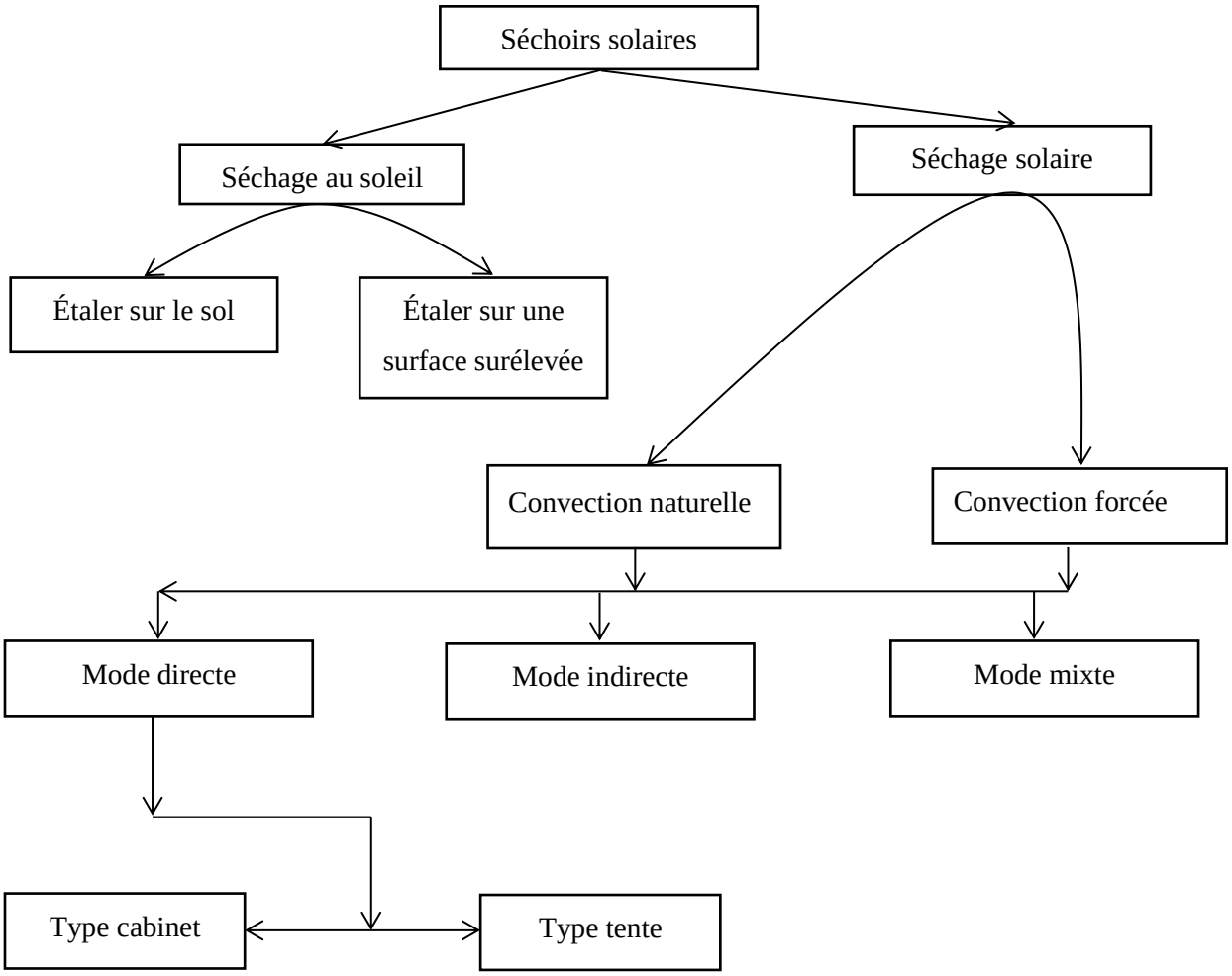


Figure I-6: *Classification des séchoirs solaires*

I.11.1 Séchoirs solaires directs

Dans les séchoirs solaires directs (également appelés séchoirs solaires de type intégral), les produits agricultures sont situés dans une chambre de séchage transparente ou au moins une couverture transparente qui permet au rayonnement solaire d'être transmis pendant le processus de séchage.

Ainsi que, le rayonnement solaire frappe directement le produit en cours de séchage, La chaleur abaisse l'humidité relative de l'air de séchage, ce qui augmente la capacité d'humidité et évapore l'eau du produit. En outre, le rayonnement solaire dilate l'air dans la chambre de séchage, et assure sa circulation pour éliminer l'humidité du produit (Ekechukwu et Norton, 1999). Le principe de fonctionnement est illustré sur la *figure I.7.* Les séchoirs solaires directs sont généralement plus simples dans la construction, car ils ne nécessitent pas de structures compliquées, telles que des collecteurs de chauffage d'air séparés et des conduits.

En basant sur (Sharma et al., 2009), un sécheur solaire direct nous présentons les limites suivantes:

- Décoloration de produits due à l'exposition directe au rayonnement solaire.

- Une condensation d'humidité à l'intérieur des couvercles en verre se produit parfois, ce qui réduit l'émissivité.

- Parfois, l'élévation insuffisante de la température des produits affectant l'humidité.

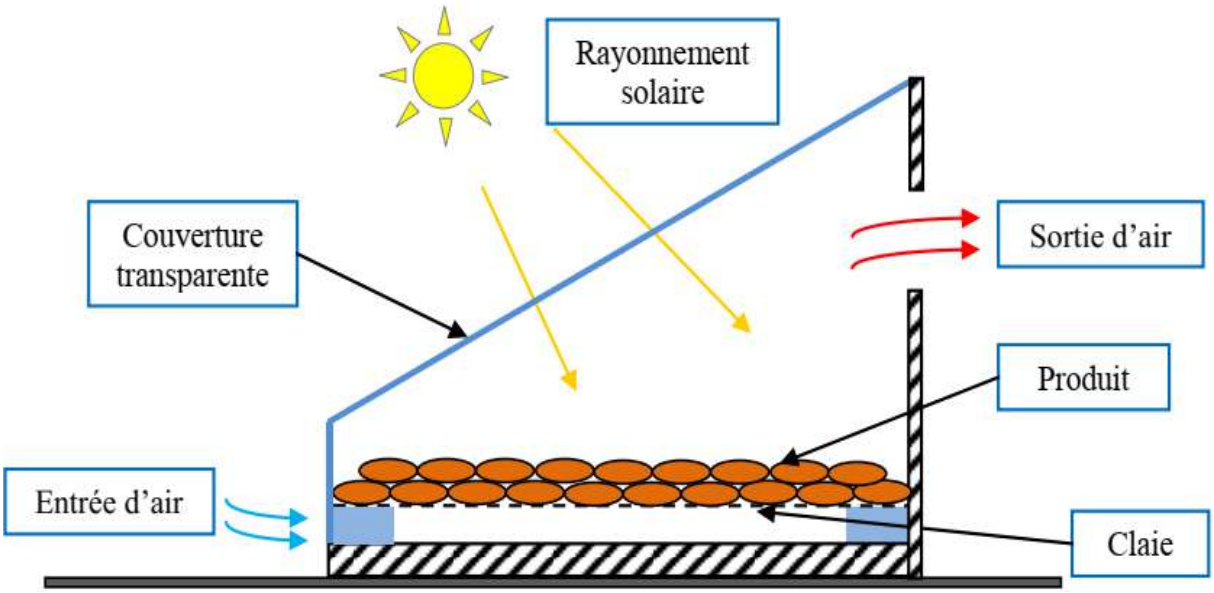


Figure I-7: *Principe de fonctionnement d'un séchoir solaire direct (Sharma et al., 2009).*

I.11.2 Séchoirs solaires indirects

Ceux-ci sont souvent appelés sécheurs solaires de type distribué (Prakash et Kumar, 2017). Dans ce type le produit est disposé sur des plateaux ou des étagères à l'intérieur d'une chambre de séchage fermée non transparente et chauffée par circulation d'air, réchauffée lors de son écoulement à travers un capteur solaire (Ekechukwu et Norton, 1999). Le principe de fonctionnement est illustré sur la *figure I.8.* Parce que les produit ne sont pas exposés directement au rayonnement solaire, moins de décoloration et de fissures se produisent sur la surface du produit (Sharma et al., 2009). Par conséquence, ce type est recommandé pour les produits relativement sensibles tels que les herbes, les épices et les fruits où la teneur en vitamine C pourrait être influencée négativement par l'exposition directe du produit au rayonnement solaire.

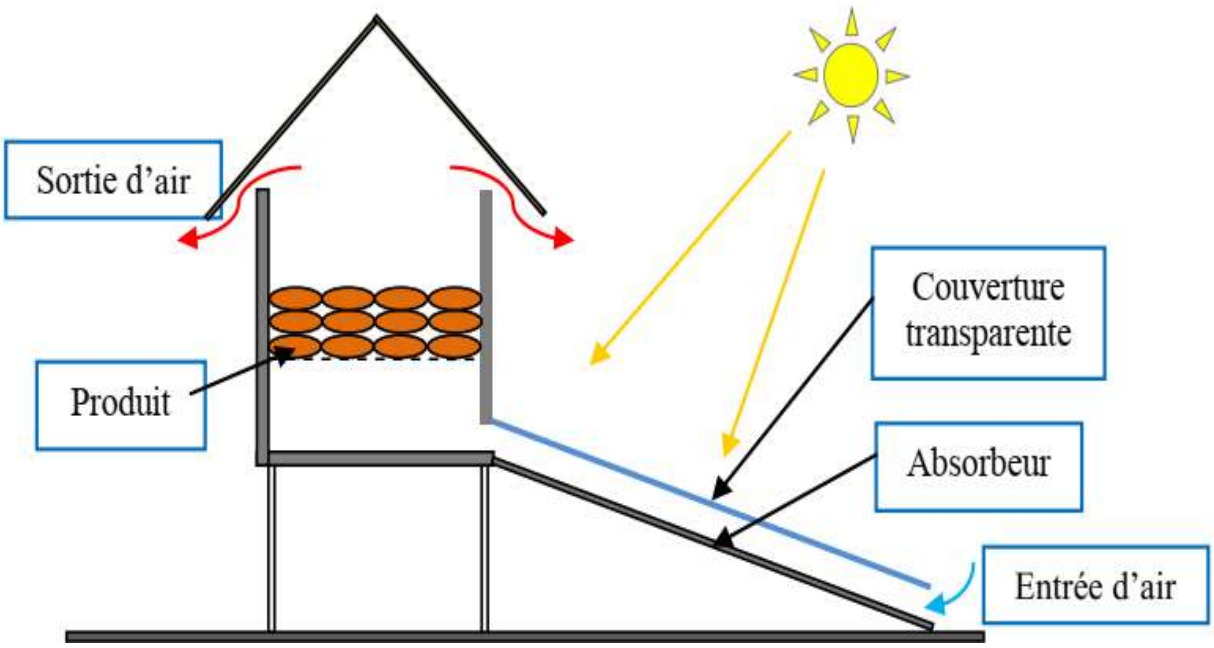


Figure I-8: *Principe de fonctionnement d'un séchoir solaire indirect (Sharma et al., 2009)*

I.11.3 Séchoirs solaires mixtes

Les séchoirs solaires à mode mixte combinent les caractéristiques des sécheurs solaires de type direct (intégral) et indirect (distribué) (Prakash et Kumar, 2017). Dans ces séchoirs, Les produits subissent l'action combinée du rayonnement solaire frappant directement les produits et de l'air réchauffé dans un capteur situé en dessous de la chambre de séchage. Parmi les inconvénients de ce type proviennent des variations de la température de l'air sortant du collecteur. Ainsi que, le maintien de conditions de fonctionnement constantes dans la chambre de séchage devient difficile, surtout lorsqu'ils sont conçus comme des sécheurs solaires passifs (Vijaya Venkata Raman et al., 2012). Le principe de fonctionnement est illustré sur la *figure I.9.*

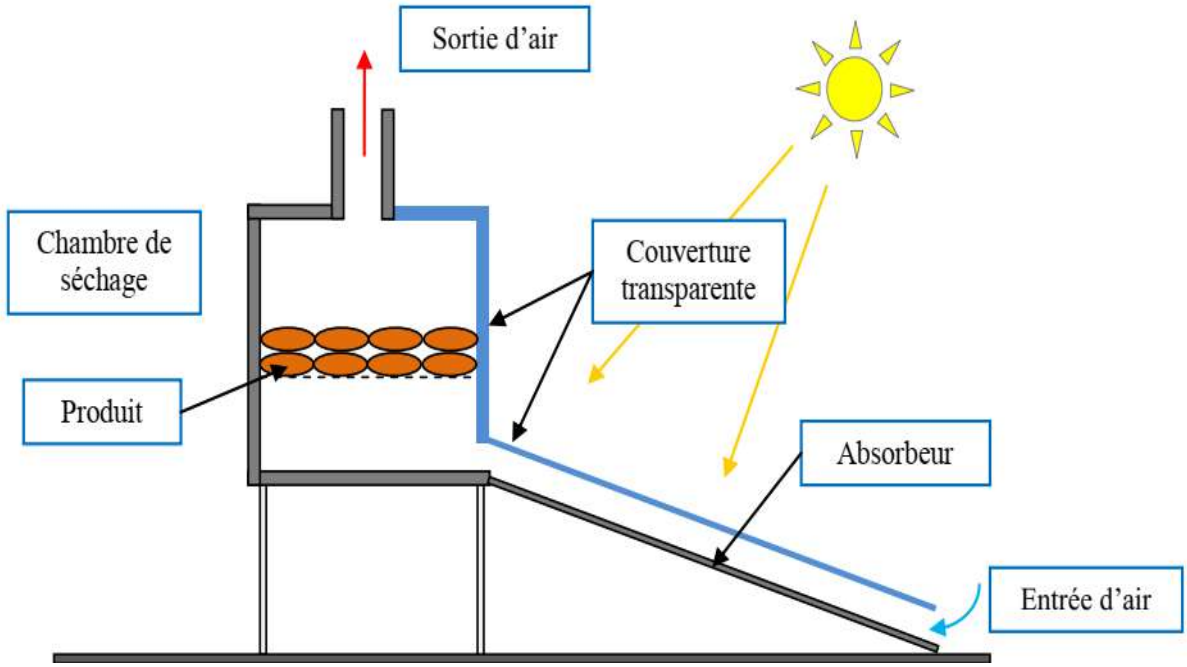


Figure I-9: *Principe de fonctionnement d'un séchoir solaire mixte (Sharma et al., 2009)*

I.12 Modèles mathématique de séchage en couche mince

Les modèles de couche mince sont souvent utilisés pour décrire le séchage des fruits et légumes. Ils peuvent être classés en trois groupes, des modèles théoriques, semi-théoriques et empiriques. Les catégories les plus largement utilisées de modèles de couches minces sont les modèles semi-théorique et empirique (Özdemir et Devres, 1999) ; (Panchariya et al., 2002) ; (Akpinar, 2006b) ; (Doymaz, 2007) ; (Guiné et al., 2011).

I.12.1 Modèles semi-théoriques

Les modèles semi-théoriques peuvent être classés en fonction de leur dérivation comme suit :

- Loi de refroidissement de Newton : ce sont les modèles semi-théoriques dérivés par des analogues de la loi de Newton sur le refroidissement.
- Deuxième loi de diffusion de Fick : Les modèles de ce groupe sont les modèles semi-théoriques dérivés de la deuxième loi de diffusion de Fick.

I.12.1.1 Modèles dérivés de la loi de Newton.

- **Modèle de Lewis (Newton)**

De nombreux chercheurs ont défini ce modèle comme étant le modèle de Newton. Il supposait que le matériau était suffisamment mince et que les conditions de séchage, telles que la température et l'humidité relative, étaient maintenues constantes.

$$\frac{dm}{dt} = -k(M - M_e) \quad \text{(I-13)}$$

Où : k : est la constante de séchage (s^{-1}) ; pouvant être obtenue à partir des données expérimentales.

Dans le concept de séchage en couche mince, la constante de séchage est la combinaison des propriétés de transport du séchage telles que la diffusivité de l'humidité, la conductivité thermique, la chaleur à l'interface et les coefficients de masse (Marinos-Kouris et Maroulis, 2020). Si k est indépendant de M, nous obtenans le modèle de Lewis (Newton) de l'Eq. I-13 qui peut être réécrit comme :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = exp(-kt) \quad \text{(I-14)}$$

- **Modèle de page**

Page (1949) a modifié le modèle de Lewis pour obtenir un modèle plus précis en ajoutant une constante empirique sans dimension (n) et en l'appliquant à la modélisation mathématique du séchage des cornes décortiquées:

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = exp(-kt^n) \quad \text{(I-15)}$$

En général, (n) est nommé comme constante de modèle (sans dimension).

- **Modèles de Page modifiés**

(Overhults et al., 1973) ont modifié le modèle de Page pour décrire le séchage du soja. Cette forme modifiée est généralement connue sous le nom de modèle de Page modifié-I :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = exp(-kt)^n \quad \text{(I-16)}$$

De plus, (White et al., 1980) ont utilisé une autre forme modifiée du modèle de Page pour décrire le séchage du soja. Ce formulaire est généralement appelé modèle de Page modifié-II :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = exp\,-(kt)^n \quad \text{(I-17)}$$

(Diamante et Munro, 1993) ont utilisé une autre forme modifiée du modèle de Page pour décrire le séchage des tranches de patate douce. Cette forme est généralement connue sous le nom de modèle d'équation de page modifiée-III:

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = exp\,-k(t/l^2)^n \quad \text{(I-18)}$$

Où : *l* : est une constante empirique (sans dimension).

I.12.1.2 Modèles dérivés de la deuxième loi de diffusion de Fick.

- **Modèle de Henderson et Pabis**

(Hendreson et Pabis, 1961) ont amélioré un modèle de séchage en utilisant la deuxième loi de Fick sur la diffusion et appliqué le nouveau modèle sur le séchage des grains :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = A_1 exp\left(-\frac{\pi^2 D_{eff}}{A_2} t\right) \quad \text{(I-19)}$$

Si D_{eff} est constant pendant le séchage, alors Eq. I-19 peut être réorganisé en utilisant la constante de séchage comme :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a} exp(-kt) \quad \text{(I-20)}$$

Où, (a) est défini comme l'indication de la forme et généralement appelé constante de modèle (sans dimension). Ces constantes sont obtenues à partir de données expérimentales. L'équation I-20 est généralement connue sous le nom de modèle de Henderson et Pabis.

- **Modèle logarithmique**

(Chandra et Singh, 1995) ont proposé un nouveau modèle comprenant la forme logarithmique de Henderson et de Pabis avec l'addition d'un terme empirique, et (Yağcıoğlu et al., 1999) ont appliqué ce modèle au séchage des feuilles de laurier.

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a} exp(-kt) + c \quad \text{(I-21)}$$

Où : c : est une constante empirique (sans dimension).

- **Modèle de Midilli**

(Midilli et al., 2002) ont proposé un nouveau modèle avec l'ajout d'un terme empirique supplémentaire qui inclut le temps "t" au modèle de Henderson et Pabis. Le nouveau modèle était la combinaison d'un terme exponentiel et d'un terme linéaire. Ils ont appliqué ce nouveau modèle au séchage du pollen, des champignons et de la pistache décortiquée / non décortiquée selon différentes méthodes de séchage.

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-kt) + b^*t \quad \text{(I-22)}$$

*Où : b** est une constante empirique (s^{-1}).

- **Modèle de Midilli modifié**

(Ghazanfari et al., 2006) ont souligné que l'indication du terme de forme (a) du modèle de Midilli (équation I-22) devait être de 1.0 à t = 0 et a proposé une modification comme suit:

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = exp(-kt) + b^*t \quad \text{(I-23)}$$

Ce modèle n'a pas été appliqué à un produit alimentaire, mais a donné de bons résultats avec la fibre de lin.

- **Modèle de Demir et al.**

(Demir et al., 2007) ont proposé un nouveau modèle similaire aux modèles de Henderson et Pabis, Modified Page-I, Logarithmic et Midilli ; le modèle vient d'être proposé et appliqué au séchage des olives vertes et a donné de bons résultats :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-kt)^n + \mathrm{b} \quad \text{(I-24)}$$

- **Modèle de Two-term**

Henderson (1974) a proposé d'utiliser le premier terme de la deuxième série de la loi de diffusion de Fick pour corriger les défauts de modèle de Henderson et Pabis. (Glenn, 1978) a ensuite utilisé cette proposition pour le séchage des grains. Avec cet argument, le nouveau modèle est dérivé de:

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-k_1 t) + \mathrm{b}exp(-k_2 t) \quad \text{(I-25)}$$

Où :

a, b : définis comme l'indication de la forme et sont généralement nommés constantes du modèle (sans dimension).

k_1, k_2 *:* les constantes de séchage (s^{-1}) ; obtenues à partir de données expérimentales.

- **Modèle exponentiel de two-term**

(Sharaf-Eldeen et al., 1980) ont modifié le modèle de two-term en réduisant le nombre constant et en organisant l'indication de la constante de forme (*b*) du deuxième terme. Ils ont souligné que *b* du modèle de two-term (Eq. I-25) devait être (*1-a*) à t = 0 pour obtenir MR = 1 et a proposé une modification comme suit :

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-k_1 t) + (1 - \mathrm{a})exp(-\mathrm{ka}t) \quad \text{(I-26)}$$

- **Modèles exponentiels de two- term modifiés**

(Verma et al., 1985) ont modifié le second terme exponentiel du modèle exponentiel de two- term en ajoutant une constante empirique et appliqué au séchage du riz.

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-\mathrm{kt}) + (1 - \mathrm{a})exp(-gt) \quad \text{(I-27)}$$

Ce modèle modifié (Eq. I-27) s'appelle modèle de Verma.

(Kassem, 1998) a réorganisé le modèle de Verma en séparant le terme constant de séchage k de g et a proposé la forme renouvelée sous la forme:

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-\mathrm{kt}) + (1 - \mathrm{a})exp(-kbt) \quad \text{(I-28)}$$

Cette forme modifiée (Eq. I-27) est connue sous le nom du modèle d'approche par diffusion. Ces deux modèles modifiés ont été appliqués simultanément pour le séchage de certains produits et ont donné les mêmes résultats que prévu (Toğrul et Pehlivan, 2003) (Akpinar et al., 2003) ; (Gunhan et al., 2005) (Akpinar, 2006b) ; (Demir et al., 2007).

- **Modèle modifié de Henderson et Pabis**

(Karathanos, 1999) a amélioré les modèles de Henderson et Pabis et de Two-Term en ajoutant le troisième terme de la solution générale de la deuxième loi de diffusion de Fick pour corriger les faiblesses de ces modèles. Karathanos a souligné que le premier terme explique la dernière partie, le second explique la partie intermédiaire et le troisième explique le début de la courbe de séchage (MR-t) comme suit:

$$MR = \frac{(M_t - M_e)}{(M_i - M_e)} = \mathrm{a}exp(-\mathrm{kt}) + \mathrm{b}exp(-gt) + cexp(-ht) \quad \text{(I-29)}$$

Où : a, b et c : définis comme l'indication de la forme et sont généralement appelés constantes du modèle (sans dimension).

k, g et h : les constantes de séchage (s^{-1}) ; obtenues à partir de données expérimentales.

I.12.2 Modèles empiriques

- **Modèle de Thompson**

(Thompson et al., 1968) ont développé un modèle avec les résultats expérimentaux du séchage des cors décortiqués dans la plage de températures comprises entre 60 et 150 °C.

$$t = a\ln(MR) + b[\ln(MR)]^2 \quad \text{(I-30)}$$

Où : a, et b : sont des constantes sans dimension obtenues à partir de données expérimentales.

Ce modèle a également été utilisé pour décrire les caractéristiques de séchage du sorgho (Paulsen et Thompson, 1973).

- **Modèle de Wang et Singh**

(Wang et Singh, 1978)ont créé un modèle pour le séchage intermittent du riz brut.

$$MR = 1 + b^{*}t + a^{*}t^{2} \quad \text{(I-30)}$$

Où : b et a** sont des constantes *(s^{-1})* obtenues à partir de données expérimentales.

- **Modèle de Kaleemullah**

(Kaleemullah et Kailappan, 2006) ont créés un modèle empirique qui comprenait MR, T et t. Ils l'ont appliqué au séchage des piments rouges.

$$MR = exp - c^{*}T + b^{*}T^{(pT+n)} \quad \text{(I-31)}$$

Où : (c*) est en ($°c^{-1}s^{-1}$), (b*) est en (s^{-1}), (p) est en ($°c^{-1}$) et (n) est sans dimension.

I.13 Conclusion

Après avoir abordé les premières ressources bibliographiques de notre étude, il nous faut reconnaître que le processus de séchage est bien complexe. C'est une véritable opération de génie des procédés qui traite le couple séchoir-produit séché dans ses interactions tant mutuelles qu'avec le milieu extérieur. Différents progrès ont été réalisés pour comprendre le séchage et les différents mécanismes de son processus. Mais les lois physiques de ces interactions sont complexes.

Au niveau technologique, pour obtenir un produit fini de qualité, nécessite la maîtrise de tous les paramètres de séchage. Certains de ces paramètres physiques comme la température de l'air asséchant, l'humidité relative de l'air, le débit d'air possèdent une influence significative sur le processus de séchage. Mais ces paramètres sont difficilement maîtrisables. Le flux et l'échauffement de l'air sont directement liés en fonction du rayonnement solaire, ce qui laisse peu de place à la régulation.

Dans cette tentative on a essayé de fournir des informations générales sur les principes et les terminologies de bases utilisées dans le processus de séchage et le séchage solaire, ainsi que sur la modélisation de phénomène de séchage solaire en couche mince.

Chapitre II. **Le réseau de neurone artificiel : Théorie et application**

II.1 Introduction

Les réseaux de neurones sont des modèles mathématiques qui s'inspirent du modèle de fonctionnement du système cérébral de l'homme. Le développement de ces modèles a beaucoup profité des connaissances actuelles du fonctionnement du cerveau.

Grâce aux résultats théoriques et pratiques obtenus au cours des dernières années, les réseaux de neurones sont devenus un outil de plus en plus utilisé dans divers domaines (industrie, banque, services). Ils demeurent toutefois un sujet d'un grand intérêt pour les chercheurs qui désirent améliorer les performances de ces réseaux et étendre leur champ d'applications (Oussar, 1998).

La propriété fondamentale des réseaux de neurones, l'approximation universelle parcimonieuse, fait de ceux-ci une représentation mathématique très avantageuse pour la modélisation statique et dynamique non linéaire du processus. L'utilisation de neurones sigmoïdaux était initialement justifiée par une analogie biologique ; mais celle-ci est devenue caduque pour la conception de systèmes de traitement de signaux ou de modélisation de processus. Il est donc légitime d'explorer les possibilités d'utiliser d'autres types de neurones,(Sontag, 1993).

Ce chapitre a pour but de faire une présentation générale des réseaux de neurones artificiel, nous commençons par donner quelques définitions relatives aux modélisation, aux réseaux de neurones, les types de réseaux, ainsi que la méthodologie utilisée lors de la construction d'un réseau de neurones artificiel, sans oublier de faire une présentation de l'application du réseau de neurone artificiel dans le demain de séchage solaire.

II.2 Historique de réseau de neurone

L'histoire des réseaux de neurone prend sa source à travers des découvertes conceptuelles et des développements technologiques survenus à travers la fulgurante histoire des sciences et des techniques que l'humanité ne cesse d'enregistrer. Les premières recherches dans ce domaine remontent entre la fin du 19ème siècle et le début du 20ème siècle. Ils consistent en des travaux multidisciplinaires en physique, en psychologie et en neurophysiologie par des scientifiques tels que :

-**1890 :** W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb, (Zemouri, 2003).

-**1943 :** J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ceux sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique), (Tiris et al., 1994).

-**1949** : la question sur la méthode pour adapter les coefficients synaptiques, au cœur des réflexions sur l'apprentissage a connu un début de réponse grâce aux travaux du physiologiste canadien Donald Hebb sur l'apprentissage en 1949 décrits dans son ouvrage ''The Organization of Behaviour''. Hebb a proposé une règle simple qui permet de modifier la valeur des coefficients synaptiques en fonction de l'activité des unités qu'ils relient. Cette règle aujourd'hui connue sous le nom de "règle de Hebb (Hebb, 1949)" est presque partout présente dans les modèles actuels, même les plus sophistiqués.

-**1950** : Les neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts publièrent dès la fin des années 1950 les premiers travaux sur les réseaux de neurones, avec un article fondateur : "What the frog's eye tells to the frog's brain". Ils constituèrent ensuite un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel.

-**1958** : À partir de cet article (Rosenblatt, 1958), l'idée de sema au fil du temps dans les esprits, et elle germa dans l'esprit de Franck Rosenblatt avec le modèle du perceptron. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience, y compris lorsque son instructeur commet quelques erreurs.

A partir du neurone formel de McCulloc et Pitts, l'équipe de recherche de Rosenblatt avait réussi à construire un réseau de neurones et démontrer ses habiletés à reconnaître des formes. Mais à cause de leur simplicité, les premiers perceptrons, ne pouvaient résoudre qu'une classe limitée de problèmes. A la même période, Bernard Widrow et Ted Hoff ont proposé un nouvel algorithme d'apprentissage pour entraîner un réseau adaptatif de neurones linéaires (Widrow et Hoff, 1960). Le réseau construit par Widrow possède une structure et des capacités similaires au perceptron de Rosenblatt.

- En **1972**, Teuvo Kohonene et James Anderson ont développé indépendamment et simultanément de nouveaux réseaux pouvant servir de mémoires associatives. Quant à Stephen Grossberg, il a mené des recherches sur les réseaux auto-organisés. Dans les années 1980, David Rumelhart et James McClelland d'une part et Paul Werbos et Yann LeCun d'autre part

ont inventé séparément l'algorithme de ré-propagation des erreurs (Ie Cun, 1985). C'est le point de départ d'un nouveau souffle pour le domaine des réseaux de neurones artificiels. Cette invention vient en effet balayer les craintes inspirées en 1960 par les critiques de Marvin Minsk et Seymour Papert, sur les limites des réseaux de neurones développées par Rosenblatt et Widrow-Hoff.

-En **1989** Moody et Darken ont proposé le Réseau à fonctions de base Radiale(RFR)Enfin, en 1995, le cadre général de la théorie de l'apprentissage a été posé par Vapnik. A partir de ce moment, le développement des réseaux de neurones artificiels a été fulgurant. Constamment, de nouvelles théories, de nouvelles structures et de nouveaux algorithmes, viennent enrichir le développement de cette méthode. Aujourd'hui, le champ d'application des réseaux de neurones artificiels englobe un nombre de plus en plus croissant de domaines: nous avons développé un autopilote pour avion, un système de guidage pour automobile, on a conçu des systèmes de lecture automatique de chèques bancaires et adresses postales. On produit des systèmes de traitement du signal pour différentes applications militaires, un système de synthèse pour la parole, des systèmes de vision par ordinateur, des systèmes de prévisions des risques sur les marchés monétaires et pour les assurances, des systèmes pour optimiser différents processus manufacturiers, pour le diagnostic médical, pour l'exploration pétrolière ou gazière, des systèmes experts en robotique, en télécommunication, ... Les limites d'application des réseaux de neurones artificielles sont encore insoupçonnées.

II.3 Réseaux neuronaux réels et réseaux neuronaux artificiels

Les réseaux de neurones artificiels prennent leur inspiration des réseaux de neurones biologiques. En effet le cerveau possède un grand nombre d'éléments connectés appelés neurones. Chaque neurone est constitué de trois parties : un élément de sommation et de fixation des seuils des signaux reçus (la cellule), des fibres nerveuses regroupés en réseaux réceptifs arborescents de récepteurs (les dendrites), elles conduisent les signaux vers la cellule, une longue fibre, l'axone, élément de connexion entre les neurones. Si une partie de la structure neuronale est définie à la naissance, l'autre est développé à travers l'apprentissage. En effet les structures des neurones continuent de se développer tout au long de la vie (*Figure II.1).*

Les réseaux de neurones artificiels ne sont pas aussi complexes que le cerveau. Il existe cependant des similitudes entre les deux types de neurones :

- les blocs de construction sont de simples mécanismes de calculs fortement connectés,
- les connexions entre les neurones définissent la fonction réseau de neurones
- la structure massive en parallèle pour une adaptabilité optimale *(Figure II.2).*

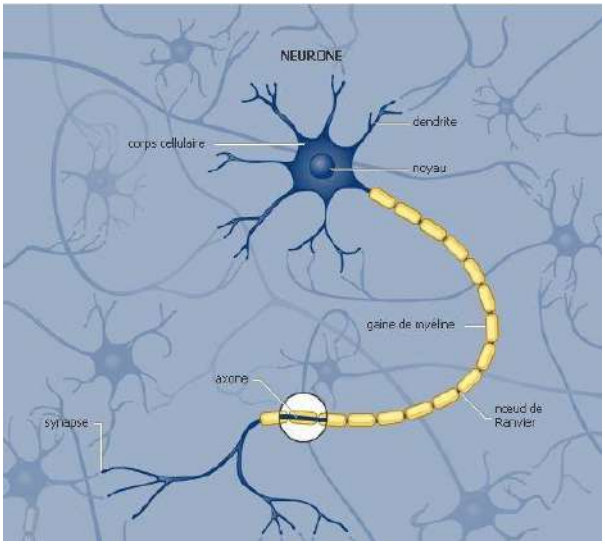


Figure II-1: *Modèle d'un neurone biologique (Réel)(Djeriri, 2017)*

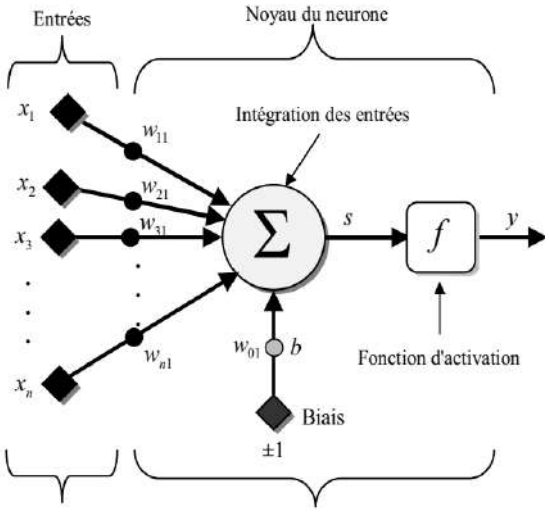


Figure II-2*: Modèle d'un neurone artificiel(Djeriri, 2017)*

II.4 Réseaux de neurones et régression non linéaire

Dans la pratique, il n'y a aucun intérêt à utiliser une régression linéaire, non linéaire ou un réseau de neurones pour réaliser des approximations de fonctions connues. Dans le cadre de la modélisation, le plus souvent, le problème qui se pose à l'expérimentateur est qu'il dispose d'un ensemble de mesures de variables{xi}d'un processus de nature quelconque (physique, chimique, économique, financier, ...), et du résultat de ce processus (yp). Entrevoir la modélisation de cet ensemble de mesures de variables, suppose qu'il existe une relation déterministe entre ces variables et ce résultat. La modélisation consiste donc à rechercher une forme mathématique de cette relation, valable dans le domaine où les mesures ont été effectuées (Dreyfus, 1998).

Mais les conditions de détermination des mesures expérimentales impliquent souvent: que les mesures soient en nombre fini, qu'elles soient certainement entachées de bruit ou que toutes les variables qui déterminent le résultat du processus ne soient pas forcément mesurées.

Dans ces conditions, rechercher un modèle du processus étudié, revient à déterminer un modèle uniquement, à partir des mesures ou des exemples disponibles : c'est une modélisation "boîte noire". Le travail consiste à obtenir de l'aide du modèle, la "vraie" fonction qui relie la grandeur (yp) à modéliser aux variables {xi} qui la détermine. Cette fonction représente celle que l'on obtiendrait en faisant une infinité de mesures de (yp) pour chaque valeur possible de {xi} : en termes de statistiques, il s'agit de chercher la fonction de régression de la grandeur à modéliser. Cette fonction est inconnue, mais il est possible d'en chercher une approximation à partir des mesures disponibles. Lorsque la fonction de régression cherchée est

non linéaire, les réseaux de neurones sont donc de bons candidats pour cet exercice. Ainsi, au regard de ce qui précède, la technique des réseaux de neurones apparaît comme une puissante méthode de régression non linéaire. Ce n'est donc rien d'autre qu'une extension des méthodes de régression linéaire ou multilinéaire proposées par tous les logiciels qui permet de faire de la modélisation de données (Rivals et al., 1995). Ainsi la modélisation par les réseaux de neurones, ne relève donc pas de l'intelligence Artificielle au sens classique du terme, mais elle constitue une branche des statistiques appliquées. Le *tableau II.1.* ci-dessous résume les équivalences entre le vocabulaire des statistiques et celui des réseaux de neurones (Dreyfus, 1998). Ainsi, les réseaux de neurones sont fondamentalement des outils statistiques. Il est bien vrai que les connotations biologiques du terme "réseaux de neurones", et l'utilisation du terme "d'apprentissage", ont souvent introduit une grande confusion.

Tableau II-1: Réseaux de neurones et statistiques conventionnelles

Réseaux de neurones	**Statistiques conventionnelles**
Choix de l'architecture	Choix de la famille de fonctions destinées à approcher la fonction de régression
Ensemble d'apprentissage	Observations
Apprentissage	Estimation des paramètres de l'approximation de la fonction de régression
Généralisation	Interpolation, extrapolation

Malheureusement bien souvent d'ailleurs, la littérature fourmille d'exemples où la mise en œuvre des réseaux de neurones relève plus de la recette que d'une approche raisonnée.

II.5 Réseaux de neurones et modélisation de processus

Les réseaux de neurones sont des outils efficaces pour la modélisation des processus non linéaire tant statique que dynamique. Ils tirent toute leur puissance de la propriété d'approximation universelle parcimonieuse. C'est la première et la principale justification de leur utilisation. La seconde justification est le caractère générique des algorithmes d'apprentissage.

II.5.1 Modélisation du processus non linéaire statique

Comme nous l'avons dit précédemment, la propriété d'approximation universelle parcimonieuse des réseaux de neurones peut avantageusement être mise à profit pour la modélisation de phénomènes non linéaires statiques très divers. Cela justifie, dans une large mesure, l'utilisation des réseaux de neurones dans le domaine des sciences de l'ingénieur. Des réseaux non bouclés, ou statiques ont été créés pour permettre ce type de modélisation. De manière générale ces réseaux non bouclés réalisent, une relation algébrique non linéaire entre

ses entrées et ses sorties. Dans le contexte du traitement du signal et de l'automatique, un réseau non bouclé réalise un filtre transverse non linéaire à temps discret.

II.5.2 Modélisation du processus non linéaire dynamique

Tirant partie toujours de la puissance de l'approximation universelle parcimonieuse, les réseaux de neurones peuvent aussi être utilisés dans la modélisation des processus dynamiques. Des réseaux bouclés, ou dynamiques peuvent être réalisés à cet effet. Un réseau bouclé constitue un filtre récursif non linéaire à temps discret. Mais il est toujours possible de mettre le réseau bouclé sous une forme équivalente dite canonique, constituée de neurones statiques.

II.5.3 Modèles de connaissance et modèles "boîte noire"

Les réseaux de neurones sont souvent utilisés comme des modèles "boîtes noires". Néanmoins, ils peuvent aussi mettre en œuvre des connaissances du phénomène modélisé, constituant ainsi un excellent compromis entre les modèles "boîtes noires" et les modèles de connaissances. Ainsi, on distingue habituellement (Dreyfus, 1998).

-les modèles de connaissance, dont l'expression mathématique, comprend un petit nombre de paramètres ajustables, résulte d'une analyse (physique, chimique, économique, etc.) du processus.

-les modèles "boîtes noires", qui sont établis uniquement à partir des mesures effectuées sur le processus, sans intervention d'autre connaissance.

II.5.3.1 Modèles dynamiques "boîtes noires"

Pour réaliser un modèle dynamique, il convient alors d'utiliser des réseaux bouclés, qui, comme indiqué plus haut, sont eux-mêmes des systèmes dynamiques. L'apprentissage du réseau de neurones constitue la phase d'estimation des paramètres du modèle utilisé. La phase d'apprentissage n'a pas pour objectif ici, d'annuler l'erreur de prédiction. Si tel était le cas, le réseau serait capable de reproduire l'effet des perturbations non mesurables, qui entache les données expérimentales. Il s'agit plutôt, de minimiser la variance de l'erreur de prédiction, de telle sorte qu'elle soit égale à celle du bruit. Obtenir un tel résultat, signifie que le comportement déterministe d'un processus, peut être complètement reproduit par un réseau de neurones. Ainsi, bien qu'un processus d'apprentissage ait été effectué en présence de perturbations, le réseau de neurones peut se limiter à reproduire le comportement idéal du processus étudié. Des résultats théoriques prouvent que cet objectif est accessible avec les réseaux de neurones, et de nombreux exemples montrent qu'il est effectivement atteint (Rivals et al., 1995).

II.5.3.2 Modèles neuronaux de connaissances

Une des caractéristiques particulièrement avantageuses et, généralement ignorée, des réseaux de neurones est la possibilité d'introduire, dans la conception même du réseau, des connaissances mathématiques résultant de l'analyse de la physicochimie du processus. Dans de nombreux processus, de telles connaissances sont très souvent disponibles, soit partiellement ou totalement. Il serait donc logique que le modèle neuronal puisse en tirer profit. Ainsi, le processus de modélisation bénéficie à la fois de l'intelligibilité des modèles de connaissance et des capacités d'adaptation des réseaux de neurones. D'après (Rivals et al., 1995),(Dreyfus, 1998) et (Ploix et Dreyfus, 1997), ces derniers sont alors de véritables modèles neuronaux de connaissances, et non de simples "boîtes noires".

II.5.4 Réseaux neuronaux et l'architecture des réseaux

II.5.4.1 Définition et éléments caractéristiques d'un neurone

Par définition un neurone formel est un petit automate de décision qui reçoit un nombre variable d'entrée et fournit une sortie unique par le biais d'une fonction d'activation ou de transfert généralement non-linéaire.

Un neurone artificiel, noté (i) est caractérisé par le couple suivant:

$$(P_i(t), W_i(t), n_i(t), f, g, h) \qquad \text{(II-1)}$$

Avec:

$P_i(t) = (p_1(t), p_2(t), \ldots, p_N(t)) \in R_N$, ⟶ vecteur d'entrée à l'instant (t).

$W_i(t) = (w_1(t), w_2(t), \ldots, w_N(t)) \in R_N$, ⟶ vecteur des poids à l'instant (t).

$n_i(t) \in RN$ ⟶ état d'activation du neurone à l'instant (t). C'est l'état actuel du neurone.

Les trois fonctions qui caractérisent le neurone se définissent de la manière suivante :

h : RN x RN, ⟶ R, si(t) = h(Pi(t),Wi(t)), fonction de propagation qui génère le signal d'entrée si(t). Cette fonction décrit le traitement de l'information qui est fait par le neurone;

g : R x R , ⟶ R, ni(t) = g(si(t),ni(t-1)), fonction d'activation, qui calcule l'état d'activation ni(t) à l'instant t. Cette fonction sert au calcul de la transformation de l'état d'activation à un instant ultérieur (t +l);

f : R x R , ⟶ R, ai(t) = f(ni(t)), fonction de sortie, qui donne la sortie ai(t) du neurone (i) à l'instant t. Elle calcule la valeur de sortie d'un neurone en fonction de son état d'activation.

Selon la qualité des données d'entrée, on distingue le neurone à une entrée simple et le neurone à entrées multiples.

II.5.4.2 Neurone à une entrée simple

Le modèle de neurone de la *figure II.3*, est le modèle de base d'un neurone à une entrée simple. La donnée d'entrés est un scalaire "p ". Dans le fonctionnement du neurone, la donnée d'entrée "p" est multiplié par un poids "w" et additionné à un scalaire ou biais "b". La somme de sortie "n" ou entrée du réseau passe dans la fonction de transfert "f " qui produit la donnée de sortie "a".

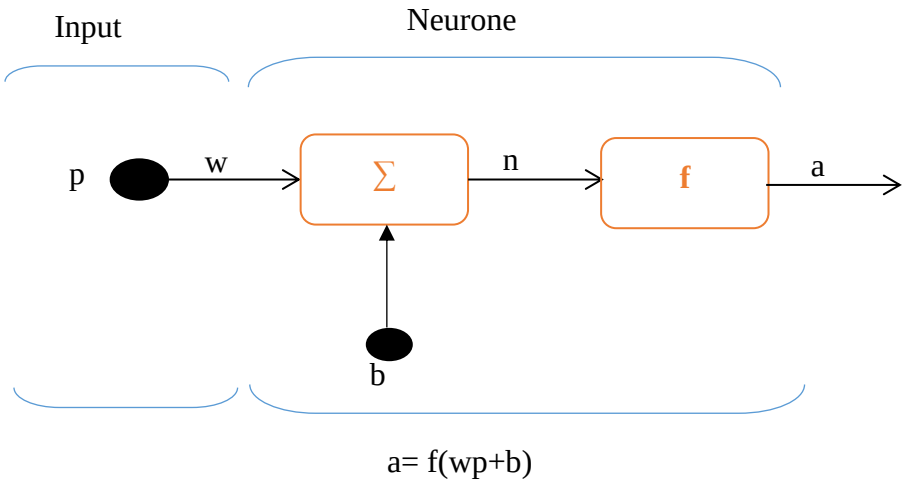


Figure II-3: *Modèle d'un neurone artificiel à une entrée simple*

II.5.4.3 Neurone à des entrées multiples

Pour ce modèle de neurone, schématisé par la *figure II.4*, l'entrée est un vecteur "p" d'entrées individuelles "pi". Chaque scalaire d'entrée est pondéré par un poids "$w_{1.i}$". L'ensemble de ces poids constitue une matrice "W ". L'entrée "n", obtenue ajoutant la constante "b" ou biais, est donnée par la formule suivante :

$$n = W_p + b \qquad \text{(II-2)}$$

La sortie du neurone est donnée par la formule suivante:

$$a = f(n) \qquad \text{(II-3)}$$

Les neurones sont les composantes de base des structures plus complexes appelées réseaux de neurones.

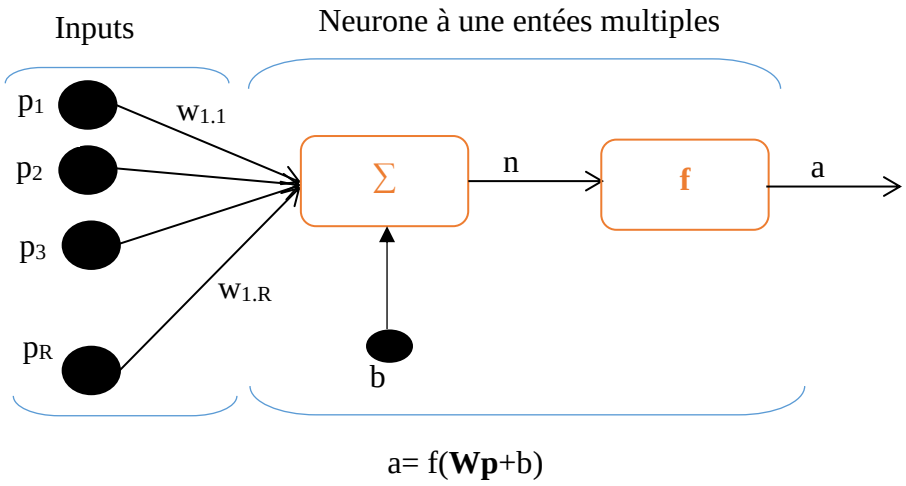


Figure II-4: *Modèle d'un neurone artificiel à entrées multiples*

II.5.4.4 Réseaux de neurones

Un réseau de neurones artificiels se compose de trois couches principales comme suit: une couche d'entrée, N-couche (s) cache (s) et une couche de sortie. Chaque couche est interconnectée avec l'autre couche par des neurones, également appelés nœuds.

Habituellement, l'établissement du modèle neuronal artificiel passe par trois étapes, qui sont l'apprentissage, la validation et le test. Au cours de ces étapes, le traitement des données passe des neurones de la couche émettrice vers les neurones de la couche réceptrice sous forme des poids et des biais. En outre, le signal de retour d'erreur permet de mapper entre les variables d'entrée et de sortie afin de réussir le résultat désiré. Un réseau de neurones peut être regroupé en deux catégories:

- un réseau avec une architecture non bouclée (Feed-forward) *(Figue II-5).*
- un réseau avec une architecture bouclée (Recurrent).

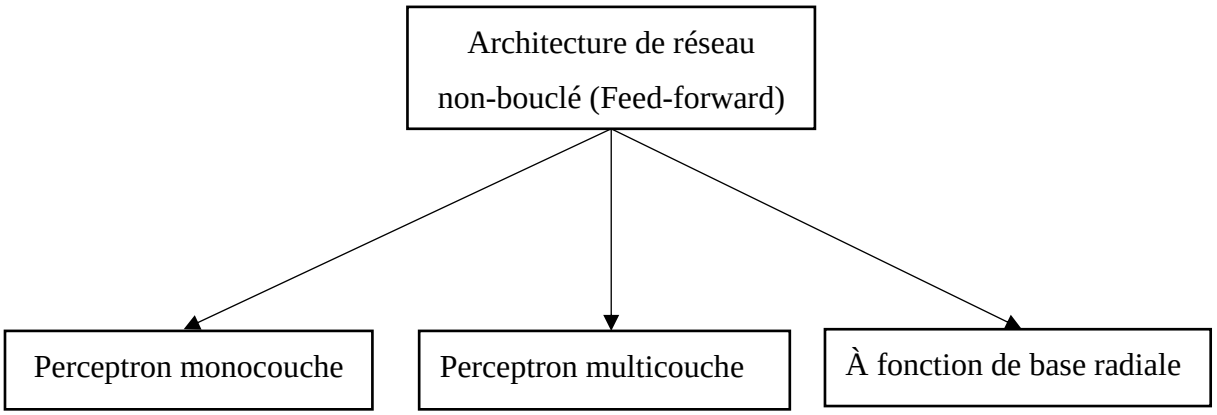


Figure II-5: *Taxonomie d'architectures du réseau neurone non-bouclé (Jain et al., 1996)*

II.5.4.4.1 Réseaux de neurones bouclés (feedback networks)

Un réseau est bouclé, ou dynamique, si son graphe possède au moins un cycle. Il constitue un filtre récursif non linéaire à temps discret. Comme pour les réseaux non bouclés, il y a un intérêt, pour l'apprentissage, à mettre le réseau sous une forme canonique, constituée de neurones statiques. En effet, tout réseau de neurones bouclé à temps discret, peut être mis sous une forme canonique comprenant un réseau de neurones statiques. Ainsi, les propriétés générales des réseaux de neurones, bouclés ou non, dépendent donc des propriétés des réseaux de neurones non bouclés. La détermination de cette forme canonique n'est en général pas univoque.

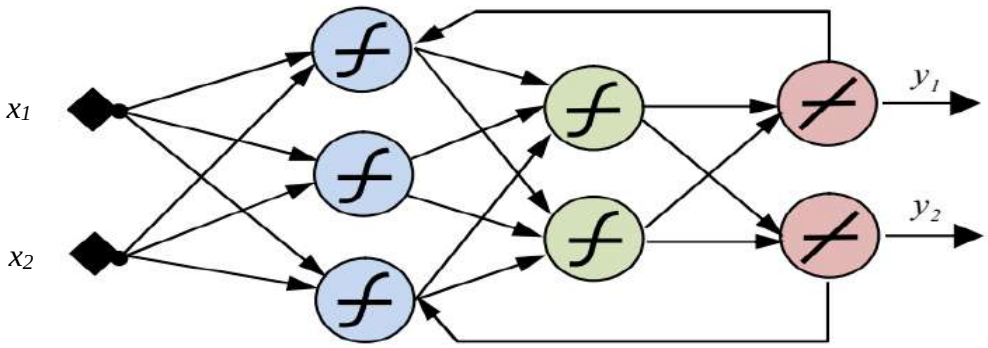


Figure II-6: *Schéma de réseau de neurones bouclé(Djeriri, 2017)*

II.5.4.4.2 Réseaux de neurones non-bouclés (feed-forward networks)

Un réseau de neurones est dit non bouclé, ou statique lorsque son graphe ne possède pas de cycle. Un tel réseau, réalise donc une transformation entrée-sortie non linéaire paramétrée. Pour faciliter l'apprentissage, la transformation du réseau sous une forme équivalente, dite forme canonique est indispensable. Cette forme a l'avantage de faire apparaître les entrées effectives du réseau à chaque instant, et d'uniformiser toutes les connexions. L'architecture d'un réseau non bouclé, la plus générale est celle du réseau complètement connecté. Tous les neurones cachés et les neurones de sortie sont connectés aux unités d'indice inférieur. Une architecture historiquement très utilisée, surtout en raison de sa pertinence en classification, est celle du réseau à couches : les neurones cachés sont répartis en couches successives, les neurones appartenant à une couche donnée n'étant commandés que par les neurones de la couche précédente, et ceux de la première couche n'étant connectés qu'aux entrées externes.

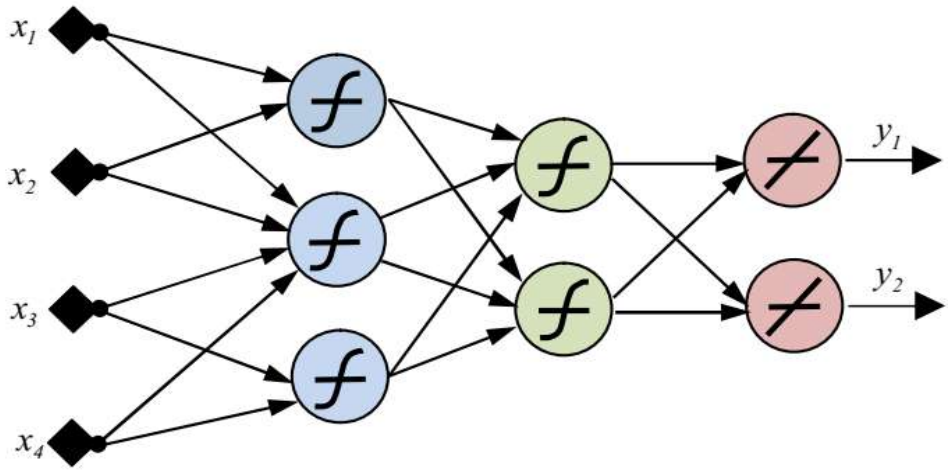


Figure II-7: *Schéma d'un réseau de neurones non bouclé (Djeriri, 2017)*

II.5.4.4.3 Architecture en couches de neurones

Les réseaux performants sont généralement constitués de plusieurs entrées et de plusieurs neurones en parallèle. Un ensemble de neurones parallèles constitue une couche de neurones, comme indiqué par la *figure II.8.*

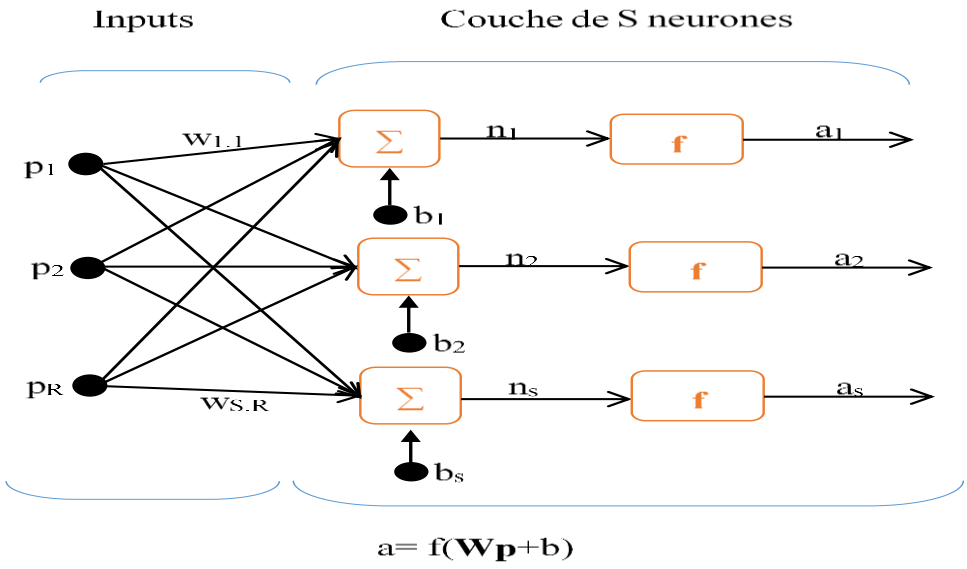


Figure II-8: *Réseau de neurones à une couche*

Un réseau de neurones peut comporter plusieurs couches: une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées, intermédiaires entre l'entrée et la sortie. Les réseaux multicouches sont plus puissants que les réseaux à simple couche. Dans la pratique, un réseau ne comporte que 2 à 3 couches. Un réseau à trois couches cachées est illustré sur la *figure II.9.*

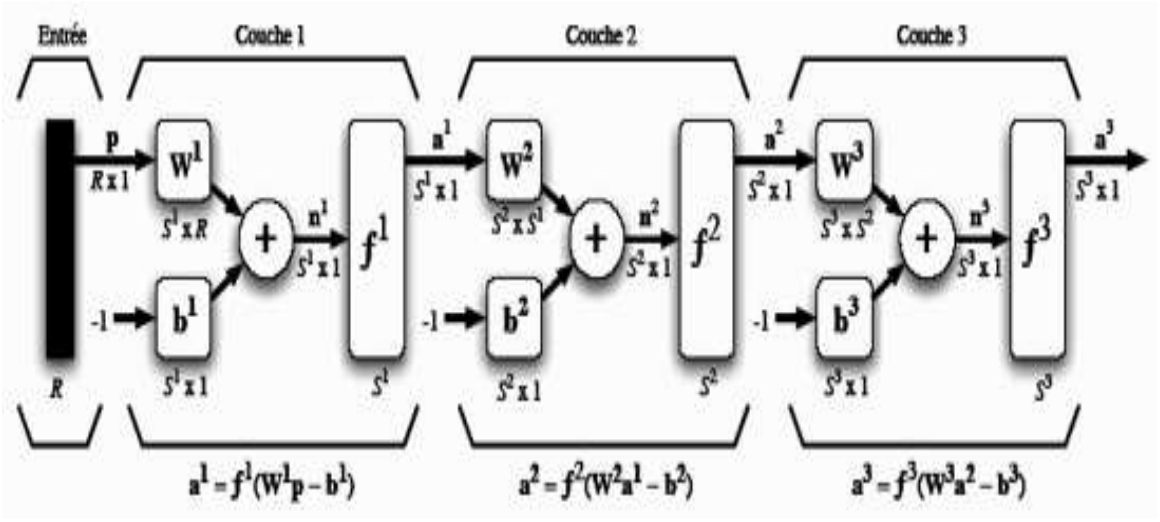


Figure II-9: *Réseau de neurones à deux couches cachées*

II.5.4.4.4 Réseau de type Perceptron multicouche (PMC)

Le perceptron multicouche est un type de réseau de neurones (*figure II.10*), qui se présente en couches successives et continues de neurones, de l'entrée à la sortie du réseau Pour des neurones de même couche, il n'existe pas de connexions latérales.

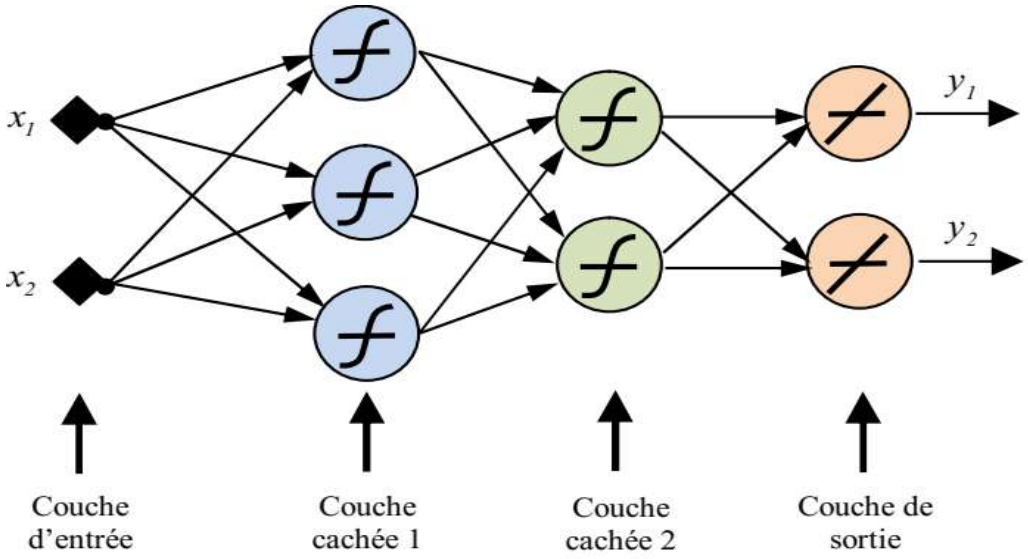


Figure II-10: *Perceptron multicouches (PMC)*

Le perceptron multicouche est principalement utilisé pour effectuer les tâches suivantes : l'approximation de fonction, la classification, la modélisation de processus statiques non linéaire. L'apprentissage d'un tel réseau, requiert une optimisation paramétrique, dans un espace multidimensionnel. La méthode utilisée est celle de la retro-propagation du gradient (McClelland et al., 1986).

II.5.5 Fonctions de transfert du Perceptron Multi-Couche

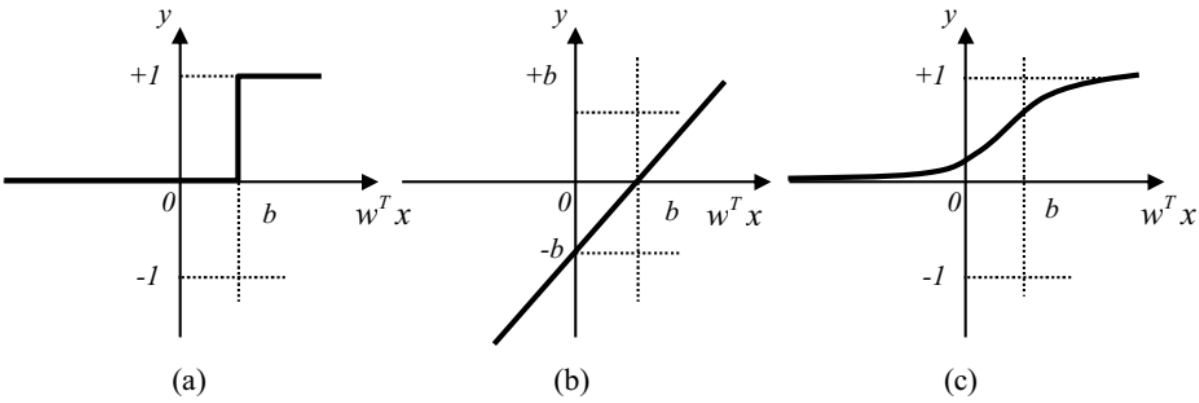


Figure II-11: *Fonctions de transfert d'un réseau de neurones(Djeriri, 2017)*

Pour réaliser les différentes opérations dans les neurones, la majorité des logiciels dispose de plusieurs fonctions de transfert, offrant une infinité de valeurs possibles dans l'intervalle [-1, +1]. La *figure II.11* représente, les trois fonctions les plus utilisées :

- (a) la fonction escalier (McClelland et al., 1986).
- (b) la fonction linéaire (Widrow et Hoff, 1960).
- (c) la fonction sigmoïde (Rosenblatt, 1958).

II.5.6 Mise en œuvre des réseaux de neurones

II.5.6.1 Protocole d'utilisation

Lorsque le réseau de neurones a été créé, son utilisation doit suivre les trois étapes énumérées ci-dessous:

- Initialisation des poids et biais.
- Apprentissage selon une base de données connue.
- Modélisation avec de nouvelles données.

Avant l'utilisation de nouvelles données pour la simulation, l'optimisation du réseau de neurones s'impose. De cette optimisation dépendra, en grande partie sa performance.

II.5.6.2 Optimisation du réseau de neurones

Après le choix des neurones d'entrées, l'optimisation du réseau demande de procéder :

- aux choix du nombre de couches cachées ;
- au choix du nombre de neurones par couches cachées ;
- au choix de la fonction de transfert ;
- au choix des paramètres d'apprentissage ;

L'optimisation de l'apprentissage est une entreprise difficile. Il faut, réaliser entre ces différents paramètres, un équilibre, bien fragile. En général le choix de la fonction de transfert ne pose aucun problème, car il est limité. Malheureusement, il n'existe pas de travaux théoriques conséquents sur le dimensionnement de la couche caché. Dans une démarche empirique, certains auteurs proposent certaines solutions, qui consistent à prendre un nombre de neurones de la couche cachée égal:

- au nombre de neurones de la couche d'entrée;
- aux trois quarts du nombre neurones de la couche d'entrée;
- à la racine carrée du produit des nombres de neurones d'entrée et de sortie.

En définitive cette optimisation relève encore de l'expérience. L'apprentissage achevé, le réseau devient un outil viable pour la simulation.

II.5.6.3 Algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation du gradient utilise de manière itérative la méthode du gradient pour minimiser un critère quadratique d'erreur, entre la sortie calculée et la sortie attendue du réseau.

Par la propagation avant de l'information, nous calculons pour chaque exemple de la base d'apprentissage, les états Xi de chaque neurone et de chaque couche, de l'entrée vers la sortie. L'algorithme de rétro-propagation commence, en considérant à la base, un neurone "i" de la couche "j" et d'état n_j^i pour lequel on a :

$$n_i^j = f(u_i^j) \tag{II-6}$$

$$u_i^j = \sum_k w_{ik}^j \, n_k^{j-1} \tag{II-7}$$

Avec u_i^j l'activation totale reçue par le neurone *i*, des autres neurones de la couche précédente (*j-1*), *f*, la fonction d'activation et w_{ik}^j le poids de connexion entre le neurone *i* de la couche *j* et le neurone *k* de la couche (*j-1*).

La fonction d'activation du neurone doit être une fonction indéfiniment dérivable. En général nous utilisons la fonction sigmoïde. Ensuite, on peut procéder au calcul de l'erreur du réseau:

- de la couche de sortie par la formule suivante :

$$e_k^{(q)} = f'(u_k^{(q)})(t_k^{(q)} - n_k^{(q)}) \tag{II-8}$$

Avec : $t_k^{(q)}$ la sortie désirée du neurone *k* de la couche de sortie ;

- sur chaque couche intermédiaire j :

$$e_k^{(j)} = f'(u_k^{(j)}) \sum w_{ki}^{(j+1)} e_k^{(j+1)} \quad \text{(II-9)}$$

Enfin, on peut procéder une mise à jour des poids w_{ik} selon la formule suivante :

$$\Delta w_{ik}^{(j)} = \omega e_i^{(j)} x_k^{(j-1)} \quad \text{(II-10)}$$

Avec ω le pas d'apprentissage.

Le processus est répété tant que l'erreur en sortie n'est pas inférieure à une limite fixée. Le processus peut aussi s'arrêter lorsque le nombre d'itérations ou époques atteint le nombre maximum d'itérations choisi.

II.5.6.4 Apprentissage, généralisation, sur-apprentissage et minimums locaux

Dans le fonctionnement d'un réseau de neurones, il faut considérer deux phases importantes : l'apprentissage et la généralisation.

A partir d'une base d'apprentissage, constituée par un ensemble fini de couples (d'entrées-sorties mesurés), le processus d'apprentissage sert à faire correspondre les entrées et les sorties en adaptant les poids des connexions progressivement, de manière itérative. Ainsi l'apprentissage constitue en réalité un processus d'optimisation qui permet de trouver des coefficients du réseau, tout en minimisant une fonction de coût. Il doit en effet engendrer une très faible erreur d'apprentissage.

Pendant la généralisation, le réseau de neurones utilise les valeurs des poids des connexions retenus grâce à l'apprentissage, pour traiter des données différentes. La performance du réseau de neurones sera jugée par son pouvoir de généralisation élevé, en générant une erreur test très faible.

Une bonne généralisation doit être précédée d'un bon apprentissage. La phase d'apprentissage est donc essentielle. Sa performance peut s'accroître non seulement par une taille suffisante de la base d'apprentissage mais aussi, en considérant un nombre important d'itérations, lors de l'apprentissage. Mais la génération d'un nombre important d'itérations, peut provoquer l'apparition du phénomène de sur-apprentissage, avec une erreur test élevée et du phénomène du minimum local, dont les plus significatifs se situent dès les premières itérations. Il faut donc trouver une méthode permettant de déterminer le nombre de neurones approprié dans la couche cachée, tout en remédiant aux phénomènes de sur-apprentissage et de minimums locaux (Belaidi et al., 2007) (Theodoridis et Koutroumbas).

II.5.7 Réseaux neuronaux et séchage solaire

En général, les réseaux de neurones sont utilisés lorsque les phénomènes étudiés sont trop complexes. Leur contribution à la modélisation est également recherchée, lorsque les mécanismes du phénomène ne sont pas clairement maîtrisés, comme dans le cas du processus de séchage (Chegini et al., 2008).C'est pourquoi, les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisés comme outil de simulation. Le domaine du séchage n'est pas resté en marge de l'évolution de la modélisation avec les réseaux de neurones des chercheurs tels que(Islam et al., 2003), (Bala et al., 2005), (Khazaei et Daneshmandi, 2007), (Motevali et al., 2010), (Khoshhal et al., 2010), (Kassem et al., 2011), (Çakmak et Yıldız, 2011) ont tiré une partie de ce nouvel outil de simulation. Dans leurs études, ils ont montré la performance des réseaux de neurones pour simuler aussi bien la cinétique de séchage que le rendement des capteurs solaires.

(Solomon et al., 2006) ont entrepris une étude du processus de transfert thermique, par voie expérimentale et par la modélisation. Le modèle utilisé a permis d'avoir une meilleure compréhension du transfert thermique et ses interactions avec la dynamique des fluides. C'est une voie pour améliorer les systèmes de séchage, les collecteurs solaires, tout en accroissant leurs rendements. Les résultats ont montré que les réseaux de neurones simulent mieux la dynamique des collecteurs solaires comparativement aux méthodes conventionnelles.

Des chercheurs comme: (Sencan et Ozdemir, 2007), (Sözen et al., 2008) ont utilisé un réseau de neurones pour modéliser le rendement de collecteurs solaires. Utilisant comme variables d'entrée : les températures de l'air à l'entrée et à la sortie du collecteur, l'irradiation solaire et le débit massique de l'air, pour les uns et la température de l'absorbeur, la date, l'heure, l'irradiation solaire, les angles de déclination, l'azimut, pour les autres. La sortie a permis de modéliser le rendement du collecteur solaire, avec une bonne précision. Les avantages des réseaux de neurones, en comparaison avec des méthodes conventionnelles de test des capteurs solaires sont: la rapidité de mise en route des procédures, la simplicité, et la grande capacité d'apprentissage des réseaux à partir des exemples. (Caner et al., 2011) ont utilisé un réseau de neurones pour estimer la performance thermique de deux collecteurs solaires, dont ils avaient effectué des expérimentations. Le réseau de neurone a donné une bonne prédiction des résultats expérimentaux.

(Tripathy et Kumar, 2009) ont utilisé un réseau de neurones pour simuler les variations de la température de produits alimentaires. Le vecteur d'entrée était constitué des paramètres: irradiation solaire, température ambiante de l'air. Pour l'entrainement, les données de séchage des échantillons de pomme de terre séchés pour 9 journées typiques des différents mois de

l'année, ont été utilisés. La prédiction basée sur les réseaux de neurones a donné les meilleurs résultats.

Le modèle des neurones a été utilisé avec des résultats satisfaisants dans la prédiction des courbes de cinétique de séchage des produits agricoles tels que : la carotte (Erenturk et Erenturk, 2007), les noix de sésame (Khazaei et Daneshmandi, 2007), jus d'orange (Chegini et al., 2008), betterave, pomme, pomme de terre (Tomczak et Skorupska).

Dans une étude du séchage des fruits de Lasagnias angustifolia (Abbaszadeh et al., 2011) ont utilisé un réseau de neurones pour modéliser les grandeurs de teneur en eau réduite et la vitesse de séchage. Le réseau optimisé est du type 3-30-20-2, avec deux couches cachées de 30 et 20 neurones. À partir des variables d'entrée temps, vitesse et température, de bons résultats ont été obtenus avec un coefficient R^2 supérieur à 0,999.

Pour simuler le rendement de séchage d'un séchoir, une autre étude réalisée par (Kassem et al., 2011) utilise à titre comparatif, deux méthodes : le réseau de neurones et la régression linéaire multiple. Les huit variables indépendantes de cette étude sont: la température de l'air asséchant, la température ambiante, l'intensité solaire totale, la vitesse du vent, l'humidité relative de l'air ambiant, la température des produits séchés (raisins), l'humidité relative de l'air asséchant, et la teneur en eau des produits. Le réseau de neurones 8-6-4-1 a donné une prédiction plus précise que la régression linéaire multiple. Au regard de ce qui précède, nous pouvons affirmer que le domaine du séchage ne pourra plus rester en marge du développement des réseaux de neurones.

II.6 Critères de validation des modèles

Il existe plusieurs paramètres statistiques pour valider le modèle mathématique avec les résultats expérimentaux. Pour ce travail, nous pouvons retenir les paramètres suivants:

- Le coefficient de corrélation R^2 C'est l'un des premiers paramètres pour évaluer une bonne modélisation. Plus il est proche de l'unité, plus le modèle est satisfaisant.
- Le paramètre statistique REQM ou erreur systématique moyenne (Doymaz, 2005). Il est utilisé par plusieurs auteurs. Il quantifie le bruit dans les données (Demir et al., 2004) (Wang et al., 2007).

La littérature nous propose les deux formules suivantes pour ce paramètre:

$$RMSE = 100\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{W_{exp_i}-W_{th_i}}{W_{exp_i}}\right)^2}{n-1}} \quad \text{(II-11)}$$

$$RMSE = \left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(W_{exp_i}-W_{th_i})^2\right]^{1/2} \quad \text{(II-12)}$$

Le paramètre MSE ou erreur quadratique moyenne. Au sujet de cette grandeur,(Saeed et al., 2008) , soulignent qu'il est identique au paramètre khi carré réduit X^2. D'ailleurs, certains auteurs comme (Kingsly et Singh, 2007); (Ertekin et Yaldiz, 2004) ont préféré utiliser dans leurs études, cette second désignation, en parlant du même paramètre. Ainsi, les deux paramètres, plutôt identiques, se définissent par la formule suivante :

$$MSE = x^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(Y_{exp,i} - Y_{th,i})^2}{N-n} \quad \text{(II-13)}$$

Avec:

n : nombre de paramètres

N : ne nombre de points expérimentaux

C'est un paramètre qui mesure la moyenne au carré de la déviation entre les données expérimentale et les résultats de la modélisation (Iguaz et al., 2003) ; (Panchariya et al., 2002):

- le paramètre SSE. C'est un paramètre qui intègre une donnée du modèle: son nombre de paramètres. Défini par la formule (II-14) ci-dessous. C'est un paramètre qui quantifie l'habileté du modèle à simuler les données expérimentales, en rapport avec le nombre de paramètres du modèle (Sun, 1999) :

$$SSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(W_{exp,j} - W_{pré,j})^2}{N-n}} \quad \text{(II-14)}$$

Ce paramètre mesure également, à travers une régression linéaire, la dispersion des valeurs observées (Basunia et Abe, 2001),(Mwithiga et Olwal, 2005). Il est aussi utilisé par plusieurs auteurs, parfois en association avec le coefficient de corrélation R^2 .Ainsi, (Mohamed et al., 2008) ont utilisé ce paramètre pour la modélisation du séchage des Gelidium sesquipedale (algues). (Akpinar et Bicer, 2008), ils préfèrent l'associer à deux autres paramètres : R^2 et REQM.

II.7 Conclusion

La modélisation des processus du séchage est bien complexe. Pour être précis, les modèles théoriques doivent en effet prendre en compte plusieurs mécanismes, qui ne sont pas tous clairement maîtrisés.

Les réseaux de neurones constituent une nouvelle approche dans la modélisation des processus, car à la place de la notion "programmation", ils introduisent celle de "l'apprentissage". Leur utilisation récente pour la modélisation de la cinétique de séchage et du rendement des capteurs solaires donne des résultats intéressants.

Chapitre III. **Modélisation de séchage solaire par le réseau de neurone artificiel**

III.1 Contribution 1 : Nouvelle approche pour prédire le séchage solaire direct et ouvert à l'aide d'un réseau neuronal artificiel pour des plantes médicinales

III.1.1 Introduction

Les plantes médicinales sont largement utilisées à travers le monde entier et ne sont pas seulement la principale ressource de la médecine traditionnelle et moderne, mais fournissent également des moyens de subsistance et une sécurité sanitaire à un large segment de la population mondiale.

Ce chapitre rassemble la méthodologie et les résultats de modélisation du phénomène de séchage solaire. Ce chapitre est divisé en deux contributions, dont la première concerne la modélisation de la teneur en humidité et le taux de séchage solaire de quelques plantes médicinales en utilisant la méthode de réseau de neurones.

III.1.2 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 deux paramètres de sorties en même temps à travers dix paramètres d'entrées.

La base des données de ce travail est tirée d'après des articles de différents pays du monde, qui ont une coordonnée géographique différente et une climatologie différente. La base de données collectée présente l'influence de la variation des différents paramètres et méthodes de séchage solaire, en particulier le séchage solaire à l'air libre ou sous un dispositif à l'ombre.

Les données utilisées dans la présente étude ont été collectées à partir des études expérimentales tout au long du séchage solaire des plantes médicinales.

Le premier article est celui de (Akpinar, 2010) d'Elazig, Turquie. L'expérience a été menée en mois de juillet 2006 (de 9h30 à 17h30) à Elazıg, Turquie. Elazig est situé à une Latitude de 38º60'N, à une Longitude de 39º28'E et à une Altitude de 950 mètres au niveau de la mer. Dans cette expérience il a effectué une étude des caractéristiques de séchage solaire direct et indirect en couche mince sur la menthe. En plus, une modélisation mathématique pour décrire le comportement physique et énergétique de l'expérience.

Le deuxième article est établit par (Hassanain, 2010) d'Ismaïlia, Égypte. Trois méthodes différentes de séchage solaire ont été effectuées sur quatre différentes plantes médicinales. L'objectif de cette expérience est d'étudier les avantages de l'utilisation d'un sécheur solaire direct non vitré par rapport aux autres méthodes traditionnelle. Cette étude est réalisée à Ismaïlia, Égypte avec une Latitude de 30º58'N, à une Longitude de 32º23'E et à une Altitude de 13 mètres au niveau de la mer.

Le troisième article est fait par (Sallam et al., 2015) d'el Giza, Égypte. El Giza, Égypte est située dans une position géographique de 30º00'N de Latitude, 31º10'E de Longitude et de 19 mètres d'élévation au niveau de la mer. Sallam a utilisé deux méthodes de séchage solaire et il a enquêté l'effet du mode d'écoulement et du type de séchoirs solaires sur la cinétique de séchage de la menthe. Cette enquête est basée sur dix modèles mathématiques empiriques pour s'adapter aux courbes de séchage.

Le quatrième article est celui de (Miri et al., 2002) de Bouzaréah, Algérie. La zone de l'expérience a pour coordonnées géographiques de 36º80'N de Latitude, 03º00'E de Longitude et de 345 mètres d'élévation au niveau de la mer. Trois plantes et deux produits alimentaires ont été séchés sous l'énergie solaire directe et indirecte.

Les bases de données de la présente étude ont été collectées à partir des études expérimentales. Toutes ces recherches examinent le comportement des plantes médicinales sous le séchage solaire direct. Pour tout détail supplémentaire, il faudrait se référer aux articles originaux.

Le *tableau III.1*, récapitule le nombre de données collecté et la nature des produits étudiés.

Tableau III-1: *Type de produit et taille de la base des données*

Source	**Nature des produits**	**Nombre des points expérimentaux**	**Pays**
(Akpinar, 2010)	Menthe	14	Elazig, Turquie
(Hassanain, 2010)	Henna	56	Ismailia, Egypte
	Romarin	92	
	Marjolaine	60	
	Moghat	144	
(Sallam et al., 2015)	Menthe	114	Giza, Egypte
(Miri et al., 2002)	Menthe	108	Bouzaréah, Algérie
	Verveine	108	
	Laurier	108	
Totale = **804** points			

Le séchage représente 30 à 50% des coûts totaux de la production de plantes médicinales, car la teneur élevée en humidité des feuilles, des fleurs ou des racines à sécher vis-à-vis le coût élevé de l'énergie (Müller et Heindl, 2006).

Les *figures* ***(a)***, ***(b)***, ***(c)***, ***(d)***, ***(e)***, ***(f)*** *et* ***(g)*** représentent les plantes médicinales retenues pour cette étude.

Tableau III-2*: (a), (b), (c), (d), (e), (f) et (g) Plantes médicinales retenus*



(a) Menthe (*Mint*)



(b) Moghat (*Glossostemon* bruguieri)



(c) Henna (*Lawsonia inermis)*



(d) Verveine (*Verbena*)



(e) Romarin (*Rosemary*)



(f) Laurier (*Laurel*)



(g) Marjolaine (*Marjoram*)

III.1.3 Théorie d'exploitation des paramètres de séchage dans le RNA

Dans la plupart des articles, les paramètres de processus de séchage sont présentés sous forme de courbes.

- Dans la présente étude lorsque le produit séché est exposé directement au soleil (sans couvercle), l'émissivité est égale à un. Si le produit séché est couvert par un matériau ; tel que du plastique, du bois ou du verre, nous prenons sa valeur d'émissivité en considération.

- L'autre paramètre est l'angle d'inclinaison utilisé pour capturer le rayonnement solaire maximal. En réalité, lors du séchage est direct au soleil, l'inclinaison est rarement discutée. Car les produits sont placés sur une large surface horizontale sur terre.

- Pour différencier entre les régions des pays du monde nous avons utilisé les coordonnées géographiques de chaque région, y compris l'altitude, latitude et la longitude.

- Nous avons utilisé aussi la température d'entré et de sortie des sécheurs direct, au cas où le produit séché est en contact direct avec l'air extérieur, la température de séchage sera égale la température ambiante.

- La valeur nutritionnelle est utilisée pour distinguer les produits à sécher.

Dix paramètres utilisés comme des entrées de réseau. Ces entrées ont été utilisées pour former et tester un modèle de RNA afin de prédire deux paramètres de sortie.

III.1.4 Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal

La sélection des variables d'entrées est l'une des étapes les plus importantes lors des phases de conception et de formation d'un RNA. Cependant, il n'y avait pas de procédure systématique pour sélectionner ces variables, des approches méthodiques devraient être utilisées à la place des méthodes par essais et erreurs et des jugements humains pour déterminer les paramètres d'entrées clés afin d'obtenir des modèles de RNA simples et fiables (Aghbashlo et al., 2015). Généralement le choix est basé sur les entrées les plus influençant sur la sortie.

Dans cette contribution on a choisi les paramètres suivants :

Tableau III-3: *Paramètres entrée/sortie network*

Entrées	Sorties
1 -Temps (h) : c'est le temps nécessaire pour le séchage. 2 - Température extérieure (°C) 3 - Rayonnement solaire global (W/m^2) 4 - Température intérieure (°C) 5 - Inclinaison (α^o) 6 - Émissivité [0,1] 7 - Altitude (m) 8 - Latitude (-) 9 - Longitude (-) 10 - Valeur nutritionnelle (J/Kg)	1 -Teneur en humidité (g d'eau / g produit séché) 2 -Taux de séchage ((g d'eau / g produit séché*h)

III.1.5 Modélisation avec le Perceptron multicouches (PMC)

Pour la modélisation d'un perceptron, nous avons choisi un Perceptron Multicouche à rétro-propagation du gradient. Ce réseau comporte une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie.

III.1.5.1 Méthodes et configuration du réseau

Pour aboutir à l'architecture définitive, plusieurs configurations de neurones et plusieurs combinaisons et tailles, du vecteur "entrée/ sortie" ont été essayées.

III.1.5.1.1 Traitement de la base de données

Une collection de 804 de bases de données a été répartie aléatoirement en deux sous-groupes.

- Le premier sous-groupe de 724 bases de données a été utilisé pour l'apprentissage du réseau.
- Le deuxième sous-groupe de 80 bases de données a été réservé pour la validation du réseau.

Le *tableau III.4* représente la matrice de la base de données des entrées et des sorties. En outre l'intervalle d'application de chaque paramètre.

Tableau III-4: *Matrice des paramètres d'entrées et de sorties plus intervalle d'application*

	Paramètres	**Dimension de la matrice**	**Valeur min**	**Valeur Max**
Entrées (Inputs)	Temps	[724, 10]	0.00	52.00
	Rayonnement solaire global		43.47	1030.48
	Température extérieure		13.27	46.40
	Inclinaison		15.00	45.00
	Émissivité		0.00	1.00
	Altitude		14.00	950.00
	Longitude		3.00	39.28
	Latitude		30.00	38.600
	Température intérieure		13.27	55.15
	Valeur nutritive		8.64	29.96
Sorties (Outputs)	Teneur en humidité	[724, 2]	0.0044	0.0001
	Taux de séchage		6.2000	7.5512

III.1.5.1.2 Standardisation de la base de données

La normalisation de la base de données est une étape importante avant l'apprentissage du réseau afin d'assurer une convergence rapide du modèle neuronale et pour mettre à l'échelle la base de données dans la plage de la fonction de transfert (Zhang et al., 1998). Généralement la normalisation est réalisée dans l'intervalle suivant [-1, 1] en employant l'expression suivante codée sous MATLAB par la fonction "premnmx".

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

Pour la dé-normalisation et la remise à l'état initial de la base des données nous utilisons la fonction MATLAB "postmnmx" illustrée par la formule suivante.

$$x_i = \frac{1}{2}[(x_{in} + 1)(\max(x_i) - \min(x_i))] + \min(x_i) \qquad \text{(III.2)}$$

III.1.5.1.3 Paradigme du réseau

Dans cette contribution notre réseau neuronal est constitué d'une couche d'entrée contient dix neurones, une ou plusieurs couches cachées avec un nombre variable de neurones et une couche de sortie avec deux neurones. La *figure III.1*, illustre le schéma général du network.

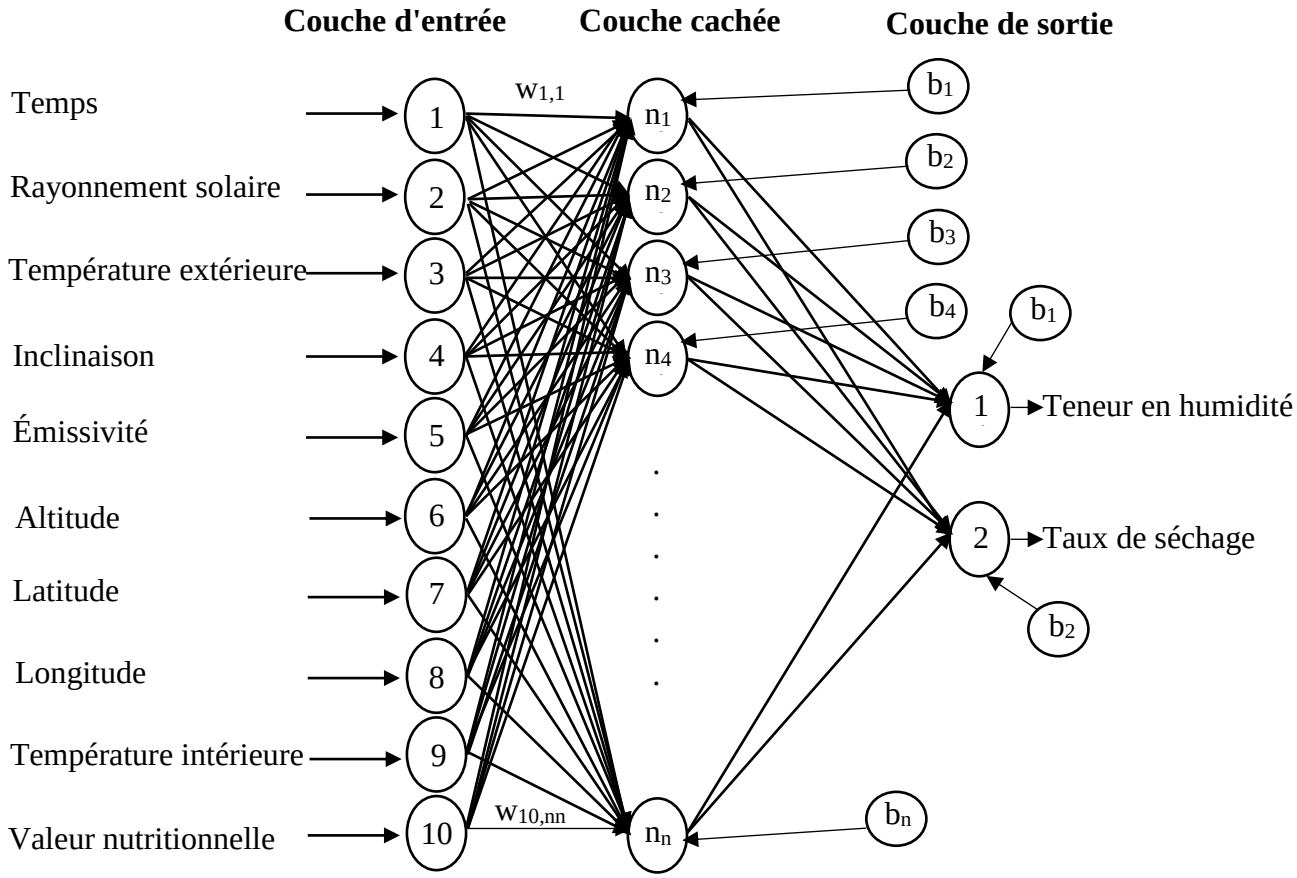


Figure III-1: *Réseau neuronal multicouches avec une seule couché*

III.1.5.1.4 Organigramme d'application de réseau neuronal

La méthodologie d'exécution du réseau de neurone se fait conformément à l'organigramme présenter sur la *figure III.2.*

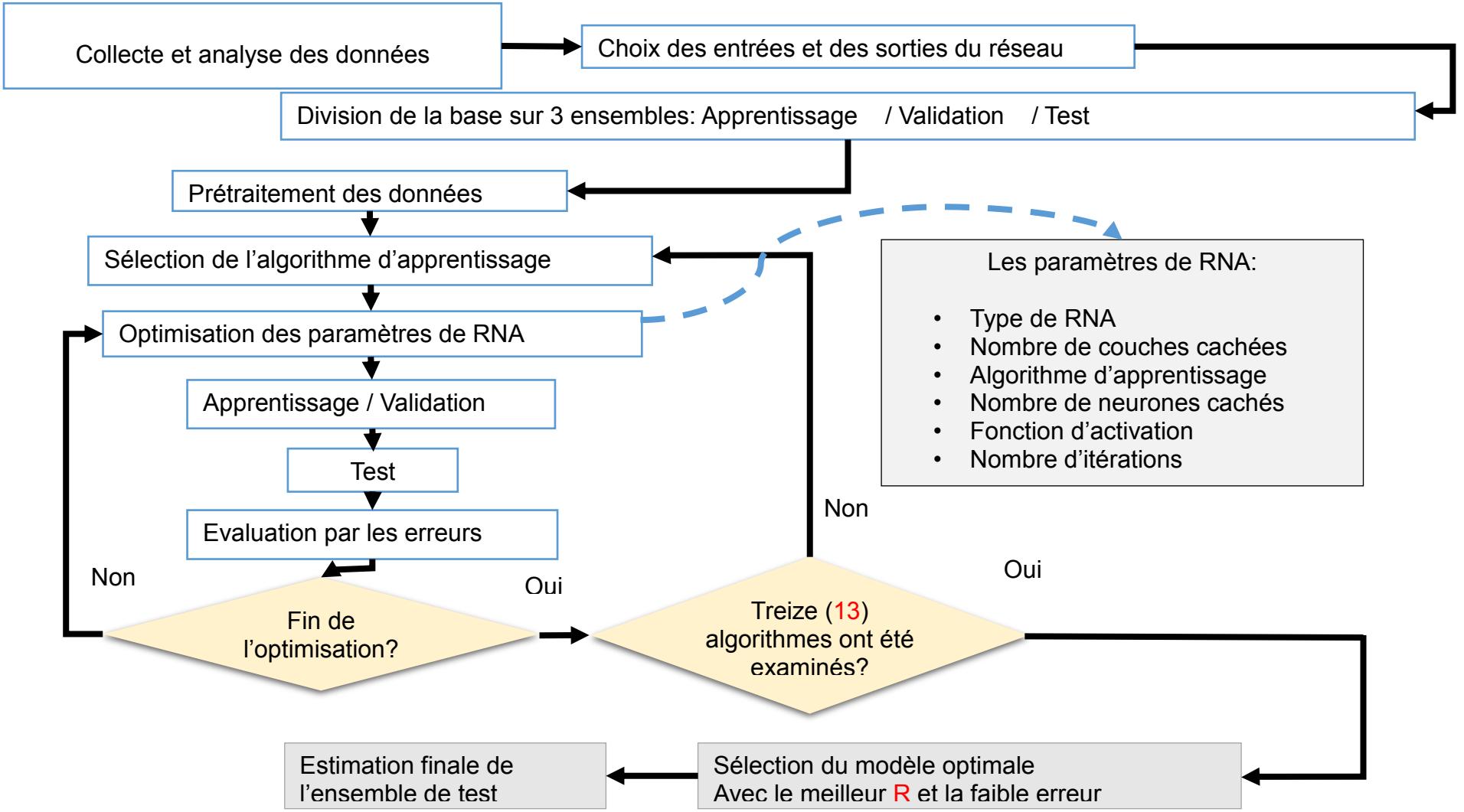


Figure III-2: *Organigramme d'exécution de RNA à une seul couche cachée*

III.1.5.2 Résultats de la modélisation

Cette partie est divisée en deux sections. Dans la première section nous avons évalué la fiabilité du réseau de neurone avec une seule couche cachée pour les objectifs suivants :

- La capacité du réseau pour résoudre ce problème.
- De déterminer l'algorithme le plus approprié.
- Étudier l'impacts des variables d'entrées sur les variables de sorties.

La deuxième section est basée sur le résultat obtenu dans la première section tel que, nous utilisons les résultats de la première section pour améliorer la performance du réseau neuronal par la modification de quelques configurations notamment les couches cachées et la subdivisions de la base de données.

Dans un premier temps, nous avons commencé par le test de treize algorithmes d'entraînement disponibles dans la boîte à outils MATLAB. En outre, Nous avons observé l'effet de chaque algorithme sur la performance du réseau, et nous avons défini le plus appropriés pour l'étude actuelle. Par ce qu'il n'y a pas de règle qui fixe la détermination du nombre de neurone dans la couche cachée donc, en variant ce nombre de 1 à 30 pour chaque algorithme testé. En outre La performance du réseau varie d'une architecture à l'autre, ce qui nécessite plusieurs répétitions pour chaque architecture afin d'obtenir une bonne réponse et éviter de tomber dans une solution de minimum local. La *figure III.3* illustre la variation d'erreur quadratique moyenne (REQM) de chaque algorithme par rapport aux variation de nombres de neurones dans la couche cachée du RNA.

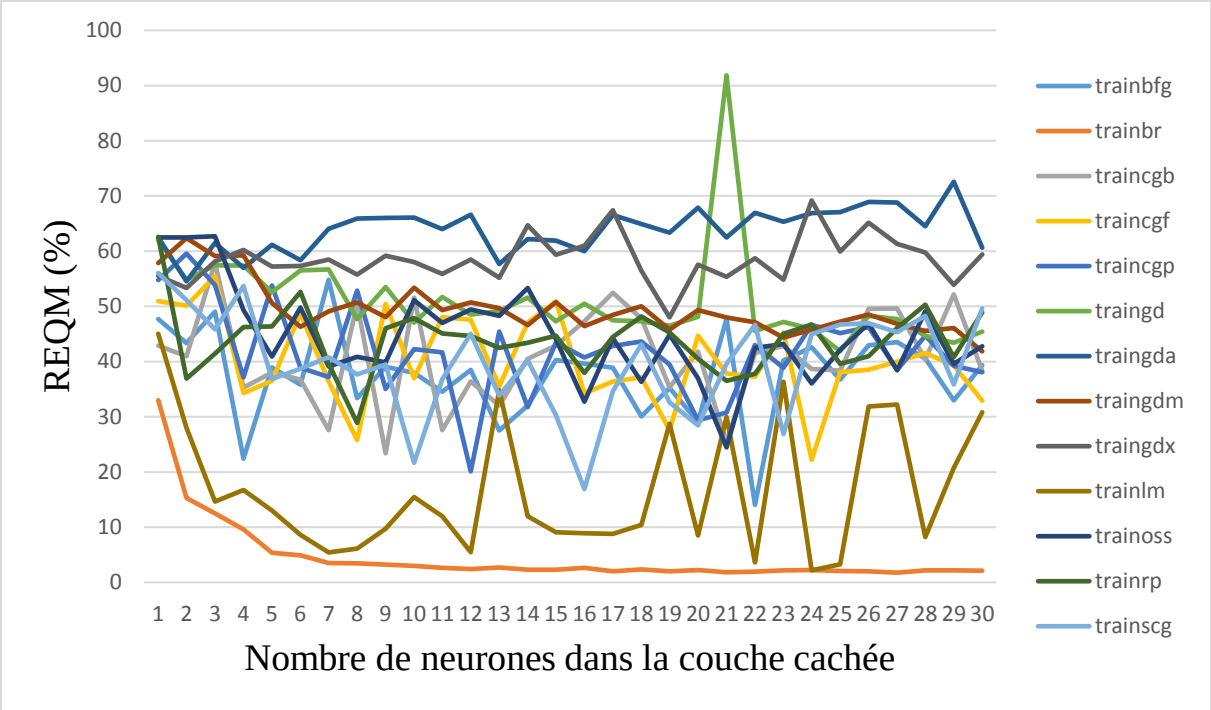


Figure III-3: *Erreur (REQM) vs nombre de neurone.*

Parmi les différents algorithmes d'apprentissage, la régularisation bayésienne (br), représentée par une ligne orange, a fourni les meilleurs résultats et une bonne stabilité lors de la variation du nombre de neurones. La meilleure performance traduit par une erreur REQM= 1,7652%, et un coefficient de régression R = 99,9613%. Ce résultat a été trouvé par une topologie de 10-27-2. D'un autre côté, l'algorithme de régularisation bayésienne (br) a pris plus de temps de convergence que les autres algorithmes.

L'algorithme Levenberg-Marquardt (LM) avait un REQM = 2,1951% et R = 99,9402%. De plus, l'algorithme LM a pris moins du temps de convergence que l'algorithme (br), mais son stabilité était mauvaise.

En ce qui concerne les autres algorithmes, le *tableau III.5* répertorie les rangs de tous les algorithmes d'apprentissage basés sur le minium et le maximum de REQM. Les autres algorithmes avaient des temps de convergence rapides. Néanmoins, leurs performances dégradées.

Tableau III-5: *Ordre des algorithmes*

REQM (%)			
Algorithms	**MIN**	**MAX**	**Rank**
trainbfg	14,04	54,82	3
trainbr	**1,76**	**32,99**	**1**
traincgb	23,39	57,92	7
traincgf	22,23	55,45	6
traincgp	20,11	59,55	5
traingd	41,87	91,84	11
traingda	54,53	72,57	13
traingdm	41,86	62,36	10
traingdx	48,01	69,17	12
trainlm	2,19	45,03	2
trainoss	24,45	62,70	8
trainrp	28,88	62,58	9
trainscg	16,92	56,04	4

Dans le but de tester la contribution des différentes variables d'entrée, nous avons trouvé sept méthodes disponibles, (1) the partial derivatives ("PaD") method, (2) "weights" method, (3) "perturb" method, (4) "profile" method, (5) "classical stepwise" method, (6) "improved stepwise a" method et (7) "improved stepwise b" method (Gevrey et al., 2003).

La procédure de partitionnement des poids (weights method) de connexion pour déterminer l'importance relative des différentes entrées a été proposée pour la première fois par(Garson, 1991) et répétée par (Goh, 1995). Les *figures III.4 et III.5* représentent l'influence des variables d'entré sur les variables de sorties.

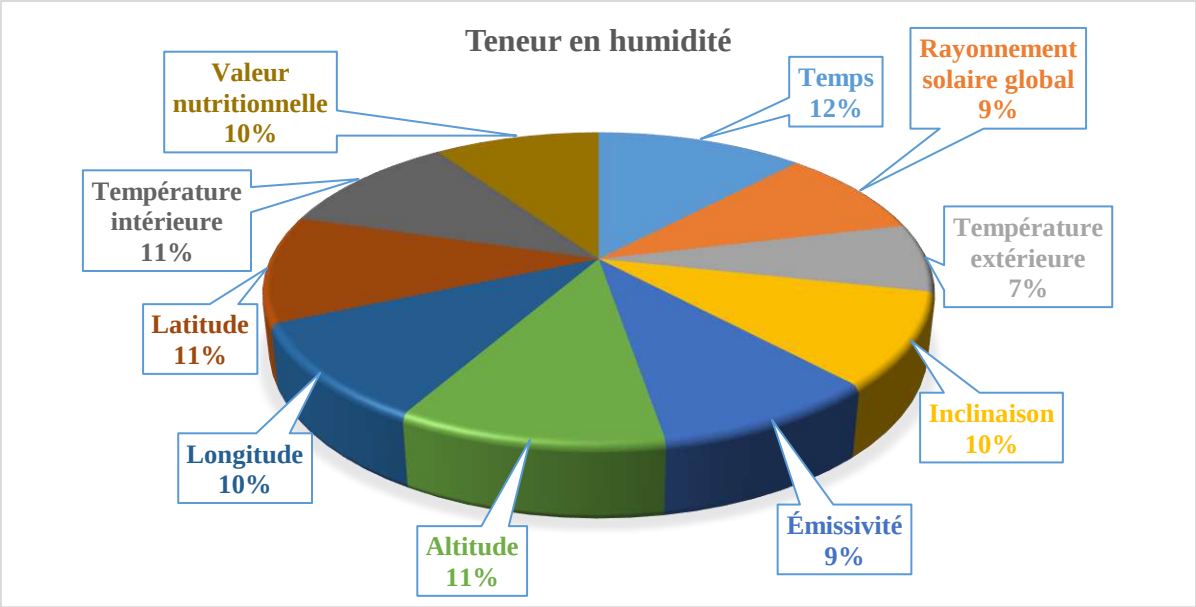


Figure III-4: *Influence des variables d'entrées sur la teneur en humidité*

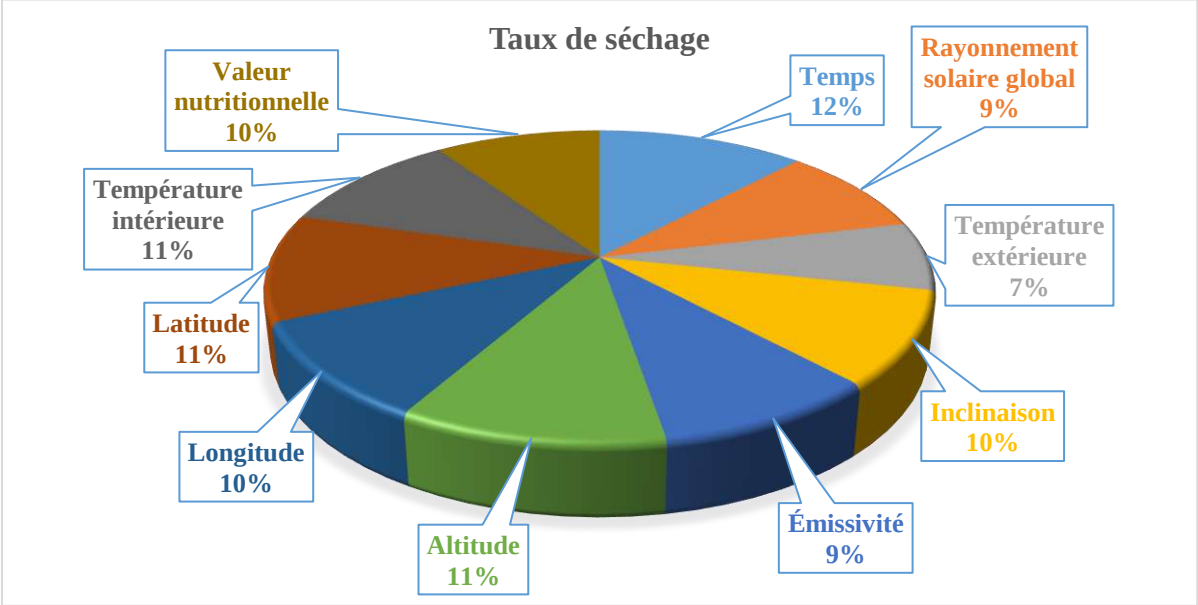


Figure III-5: *Influence des variables d'entrées sur le taux de séchage*

La structure neuronale choisi pour le test de sensibilité a une topologie de dix neurones d'entrée, vingt-sept neurones dans la couche cachée et deux neurones de sortie. Le *tableau* de l'annexe A. représente les poids et les biais des variables neuronales utilisé pour le test de sensibilité.

III.1.5.3 Optimisation de réseau

Plusieurs auteurs préfèrent construire un réseau neuronal avec une seule couche cachée. Cependant, l'utilisation d'une couche cachée peut nécessiter un très grand nombre de nœuds cachés pour obtenir un réseau optimum. Par conséquent, la détermination du nombre optimal des nœuds cachés est une étape cruciale mais aussi compliquée.

Pour cela, l'utilisation de deux couches cachées peut donner de meilleurs résultats pour certains problèmes spécifiques.

Afin d'améliorer la performance du modèle de réseau, nous avons fait quelques hypothèses :

- Nous avons utilisé quatre catégories pour l'apprentissage de réseau comme indiqué dans le *tableau III.6.*
- Nous avons ajouté une deuxième couche cachée pour offrir plus d'avantages et exécution de réseau l'organigramme de la *figure III.6.*

Tableau III-6: *Catégories d'apprentissage.*

	Apprentissage	**Teste**	**Validation**
1ère catégorie	80%	10%	10%
2ème catégorie	70%	15%	15%
3ème catégorie	60%	20%	20%
4éme catégorie	50%	25%	25%

Une structure neuronale retro-propagation avec l'algorithme (br) et deux couches cachées ont été entraînées par un nombre de nœuds variant de 1 à 30 dans chaque couche. De plus, pour atteindre un modèle optimal, le réseau a été entrainé avec toutes les combinaisons disponibles, (i.e., 900) dans chaque catégorie.

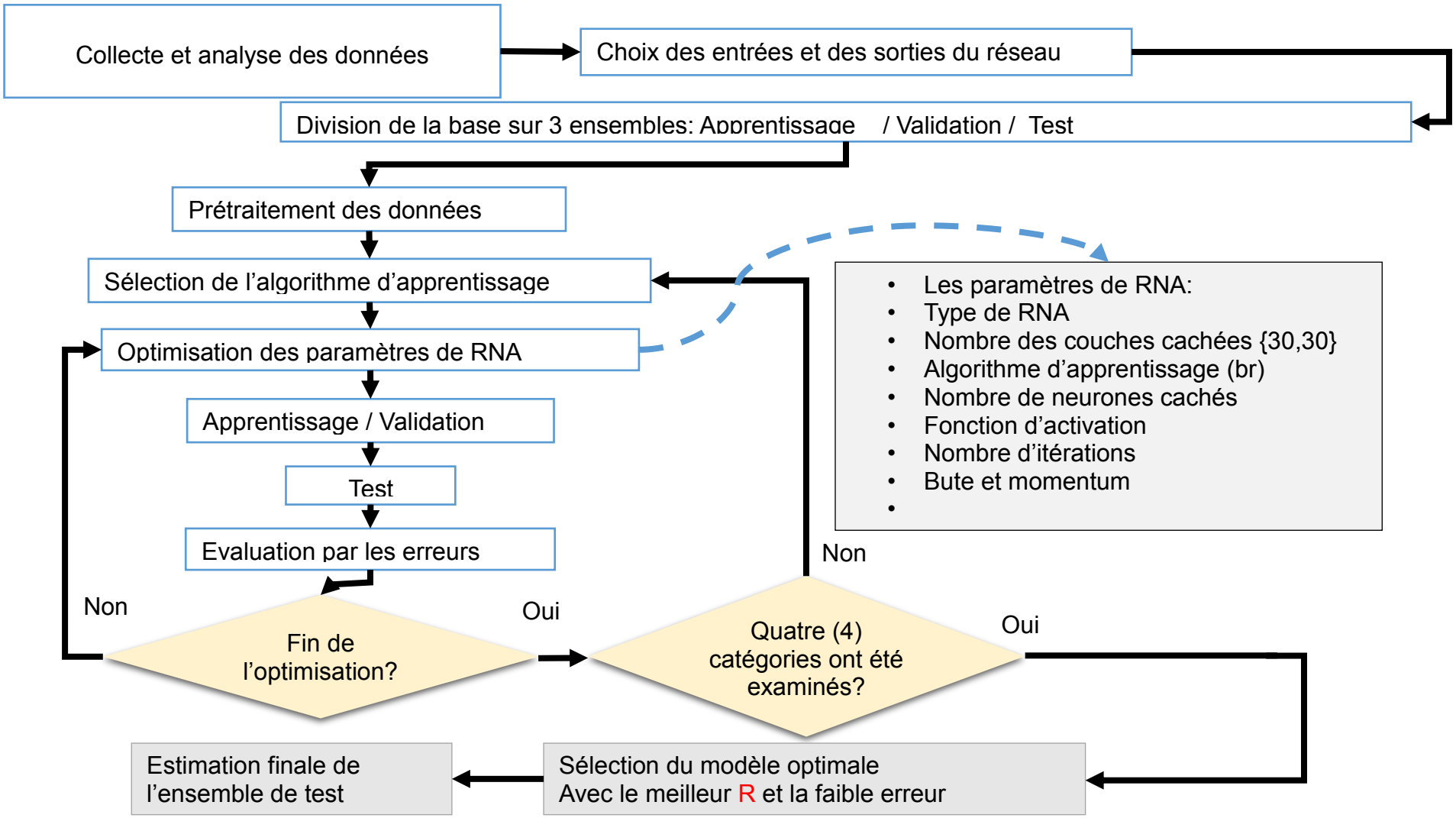


Figure III-6: *Organigramme d'exécution de RNA avec deux couches cachées*

Le tableau III-7, récapitule les différents éléments structurels du réseau de neurones utilisé dans la modélisation de la teneur en humidité et le taux de séchage.

Tableau III-7: *Différents éléments structurels du réseau de neurones utilisé pour la modélisation*

	Réseau *FFNN-BP* ((Fonction newff de MATLAB)	
Couche	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**
Couche d'entrée	10	-
1ère Couche cachée	[1,30]	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function (tansig(x) = $\frac{2}{1+e^{(-2*x)}} - 1$)
2ème Couche cachée	[1,30]	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function (tansig(x) = $\frac{2}{1+e^{(-2*x)}} - 1$)
Couche de sortie	2	Linear transfer function (purelin(x) = x)
Algorithme d'apprentissage	Bayésien Régularisation (br)	

Après la détermination de la meilleure structure neuronale, l'architecture des modèles neuronaux optimaux de chaque catégorie est traduit par les valeurs de coefficient de régression R et les erreurs REQM's qui sont identifiés dans le *tableau III.8.*

Tableau III-8: *Trois meilleurs résultats de chaque catégorie*

Meilleurs résultats de la 1ère catégorie						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R (%)	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**
10-23-17-2	99.9609	1.4490	92.3481	7.5092	99.8947	2.1481
10-23-6-2	99.9591	1.4809	91.8783	7.6913	98.1723	9.0115
10-21-16-2	99.9579	1.5027	96.4409	4.9889	99.9205	1.8611
Meilleurs résultats de la 2ème catégorie						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R (%)	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**
10-28-14-2	**99.980**	**1.362**	**97.044**	**4.589**	**99.968**	**1.185**
10-26-25-2	99.9795	1.3910	95.7244	5.4757	99.7462	3.3126
10-24-22-2	99.9771	1.4706	95.5173	5.6373	99.8463	2.5750
Meilleurs résultats de la 3ème catégorie						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R (%)	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**
10-19-27-2	99.9783	1.3883	97.3330	4.4101	99.9408	1.5964
10-30-26-2	99.9769	1.4347	97.4143	4.2570	99.6231	4.0825
10-30-28-2	99.9751	1.4894	94.7658	6.1559	99.8466	2.5765
Meilleurs résultats de la 4ème catégorie						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R (%)	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**	**R (%)**	**REQM (%)**
10-27-15-2	99.9529	1.9489	97.0397	4.7473	99.7698	3.2793
10-24-23-2	99.9523	1.9609	94.1358	6.7180	99.7592	3.2201
10-28-3-2	99.9522	1.9639	96.7773	4.8575	99.3569	5.4094

Les résultats obtenus montrent que la première catégorie avec la topologie [10-23-17-2] donne un coefficient de régression et REQM de 92.3481%, 7.5092% et 99.8947%, 2.1481% pour la teneur en humidité et le taux de séchage respectivement, d'ailleurs ce résultat est considéré comme le meilleur pour cette catégorie.

La deuxième catégorie sous la topologie [10-28-14-2] fournit la prédiction la plus précise pour le MC et le DR qui démontre par les coefficients statistiques R et REQM, donnés respectivement 97, 044%, 4,589% et 99,968%, 1,185%. La figure III.7, représente l'architecture optimale du réseau de neurones artificiels.

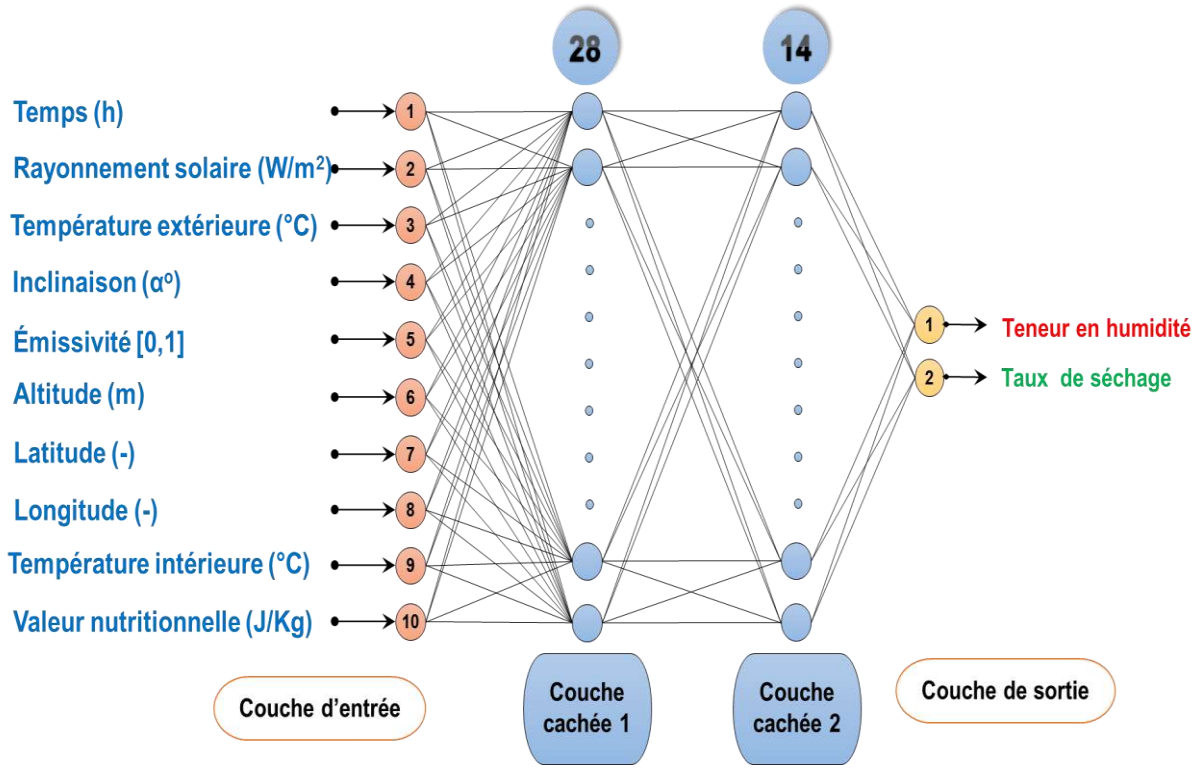


Figure III-7: *Architecture optimale du réseau de neurones artificiels*

Comme indiqué le *tableau III.7*, la topologie [10-19-27-2] de la troisième catégorie fournit un meilleur résultat par apport aux première et quatrième catégories, avec des valeurs de R et de REQM égale 97.3330% et 4.4101% pour MC et 99.9408% et 1.5964% pour DR.

Enfin, le meilleur résultat dans la quatrième catégorie a donné par R= 97.0397% et REQM = 4.473% pour la première sortie (MC) et R= 99.7698%, REQM = 3.2793% pour la deuxième sortie (DR), ce résultat obtenus par la topologie [10-27-15-2].

Les réponses de toutes les combinaisons de chaque catégorie sont présentées dans les *Figures 8, 9, 10 et 11*. Chaque point correspond à une valeur d'erreur REQM pour un modèle.

En guise de conclusion, la performance du modèle RNA de toutes les catégories diminuent lorsque les nœuds d'une couche cachée sont diminués. En outre, les résultats obtenus montrent que la capacité de RNA avec deux couches cachées est considérablement meilleure que celle-ci avec une seule couche cachée.

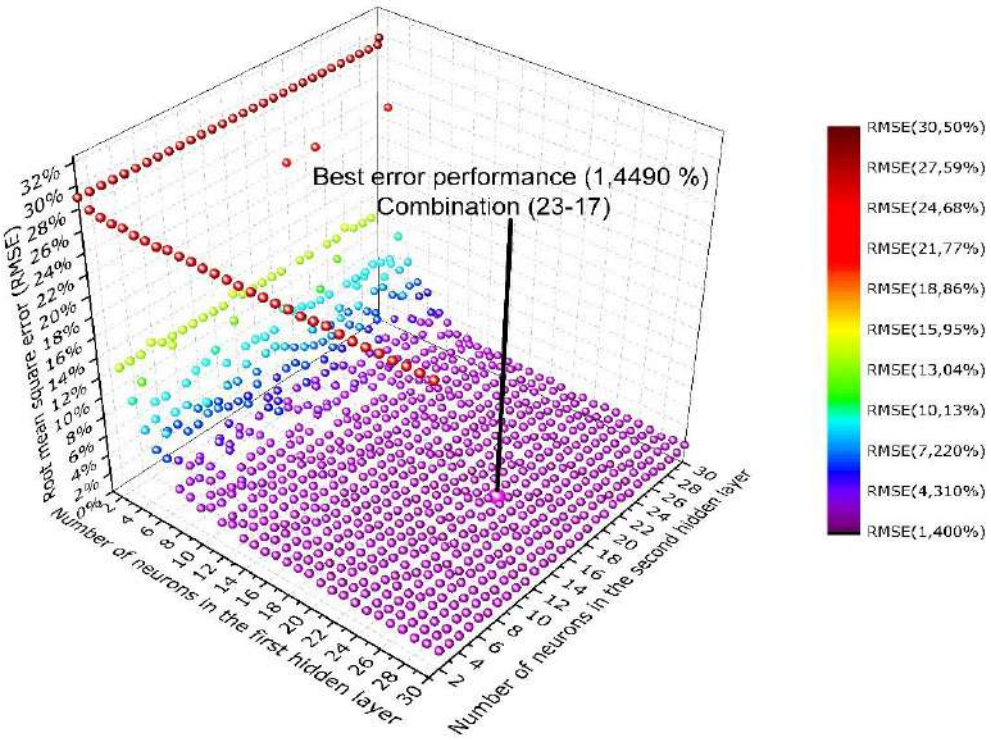


Figure III-8: *Combinaisons de la première catégorie*

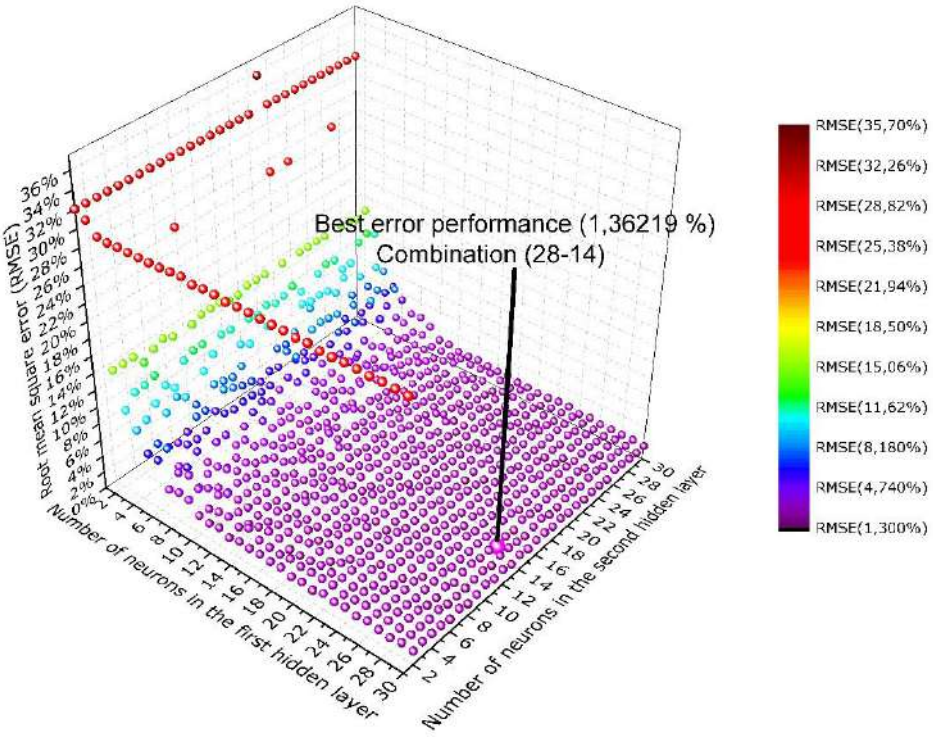


Figure III-9: *Combinaisons de la deuxième catégorie*

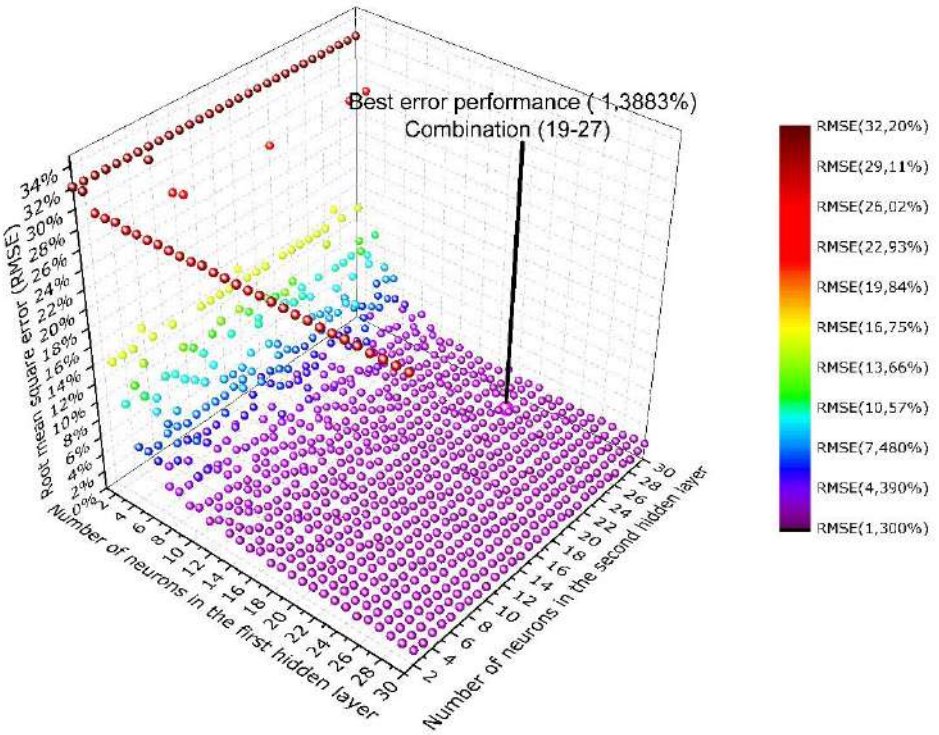


Figure III-10: *Combinaisons de la troisième catégorie*

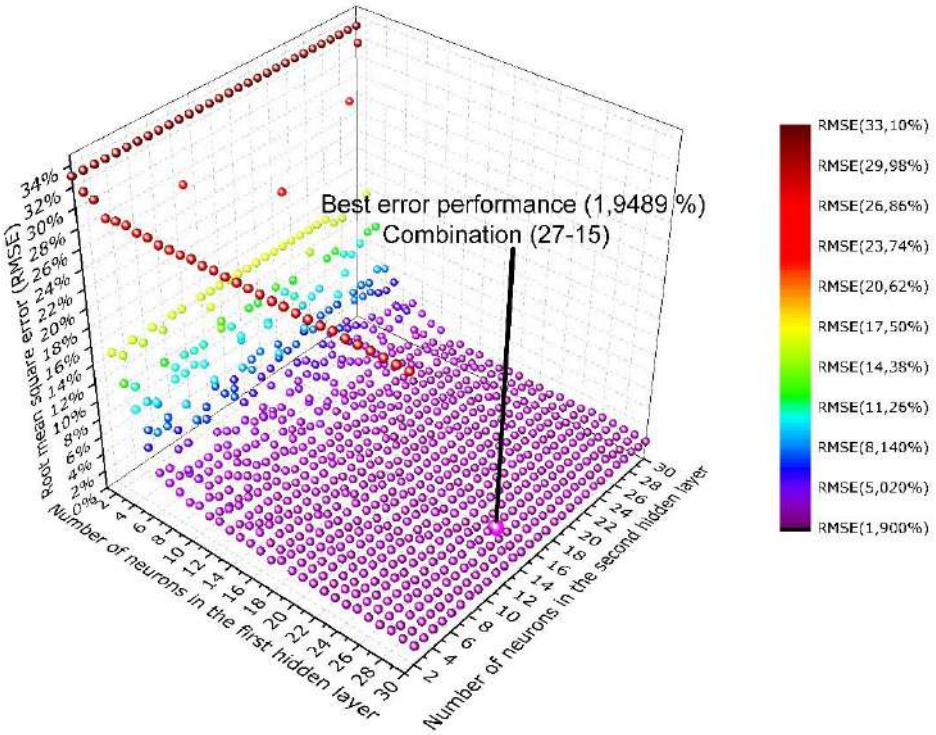


Figure III-11: *Combinaisons de la quatrième catégorie*

Une représentation graphique du modèle de RNA optimale avec une topologie de [10-28-14-2] est illustré dans la *figure III.12*.

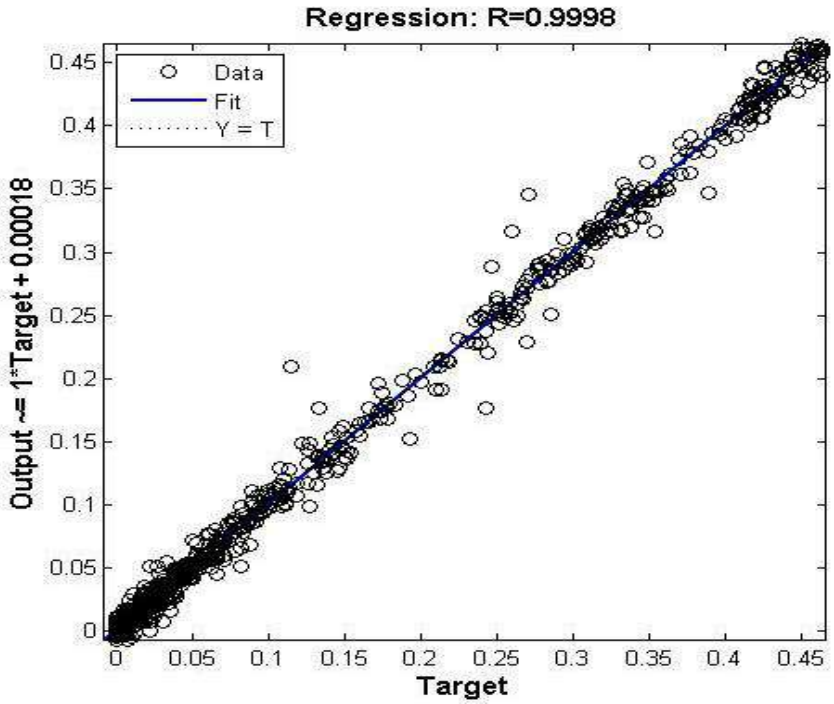


Figure III-12: *Régression du modèle de RNA optimal*

La cartographie entre le résultat ciblé et le résultat obtenu a démontré que le modèle obtenu de RNA est fiable car l'erreur (REQM) est très minime (proche de zéro) et la valeur R est proche de l'unité.

Selon les résultats présentés sur les *Figures 13 et 14 ;* nous pouvons dire que le modèle de RNA obtenus était très efficace pour prédire la teneur en humidité et le taux de séchage.

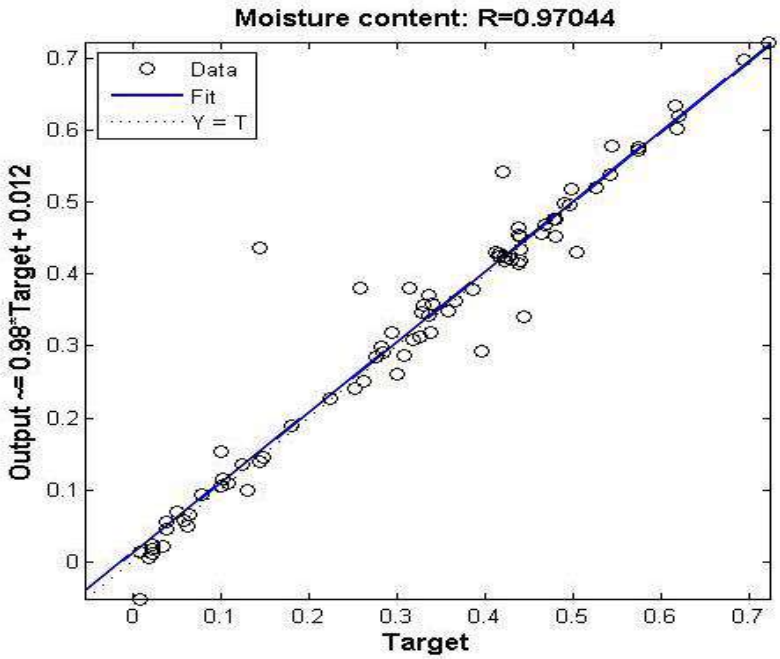


Figure III-13: *Prédiction de teneur en humidité (Moisure Content)*

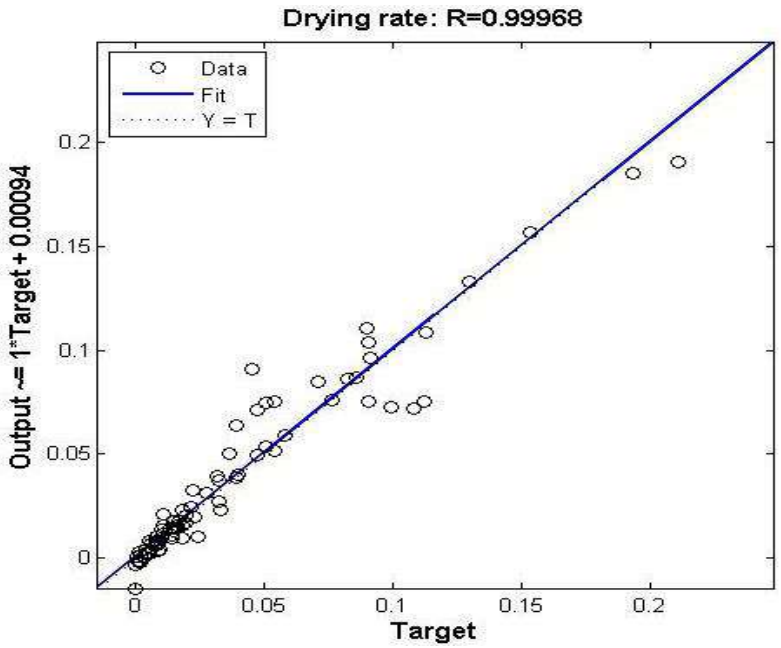


Figure III-14: *Prédiction de Taux de séchage (Drying Rate)*

III.1.5.4 Formulation de modèle de RNA optimisé

Après l'élaboration du modèle neuronale, les équations du modèle peuvent être écrite sous les formes suivantes :

$$Z_j = f_{C1}\left[\sum_{i=1}^{10} w_{ij}^{I} E_i + b_j^{C1}\right] = \frac{2}{1+exp\left(-2\sum_{i=1}^{10} w_{ij}^{I} E_i + b_j^{C1}\right)} - 1 \quad \text{(III-3)}$$

$$Z_k = f_{C2}\left[\sum_{j=1}^{28} w_{jk}^{C1} Z_j + b_k^{C2}\right] = \frac{2}{1+exp\left(-2\sum_{j=1}^{28} w_{jk}^{C1} Z_j + b_k^{C2}\right)} - 1 \quad \text{(III-4)}$$

$$Teneur\ en\ humidité\ (S_1) = f_{O1}[\sum_{k=1}^{14} w_{1k}^{C2} Z_k + b_1^{O1}] = \sum_{k=1}^{14} w_{1k}^{C2} Z_k + b_1^{O1} \quad \text{(III-5)}$$

$$Taux\ de\ séchage\ (S_2) = f_{O2}[\sum_{k=1}^{14} w_{2k}^{C2} Z_k + b_2^{O2}] = \sum_{k=1}^{14} w_{2k}^{C2} Z_k + b_2^{O2} \quad \text{(III-6)}$$

Avec :

w_{ij},w_{jk},w_{1k} *et* w_{2k} *:*sont les poids de la couche 1,2 et la couche de sortie respectivement.

b_j,b_k,b_1 *et* b_2 *:*sont bais de la couche 1,2 et la couche de sortie respectivement.

f_{c1},f_{c2} *:*sont les fonction d'activation pour les deux couches cachées.

f_o *:*est la fonction d'activation de la couche de sortie

III.1.6 Comparaison de modèle

Pour évaluer l'importance des résultats obtenus, nous avons essayé de les comparer avec des études similaires, et surtout, avec les modèles qui ont les mêmes où la plupart des sorties semblables à celles que nous avons utilisé. Les résultats des modèles de comparaison avec notre modèle sont rassemblés dans le *tableau III-9.*

Tableau III-9: *Résultats de notre modèle par rapport aux autres modèles*

Reference	**Produits**	**Teneur en humidité (R)**	**Taux de séchage (R)**	**Coefficient de régression globale (R)**	**Structure neuronale**	**Nombre de couches cachés**	**Algorithme d'apprentissage /fonction d'activation**	**Paramètres d'entrées**	**Paramètres de sorties**
Notre modèle	**Menthe, Moghat, Henna, Verveine, Romarin, Laurier, Marjolaine.**	**0,9704**	**0,9998**	**0.9996**	**[10-28-14-2]**	**2**	**br/tansig et purlin**	Temps, Température extérieure, Rayonnement solaire global, Température intérieure, Inclinaison, Émissivité, Altitude, Latitude, Longitude, Valeur nutritionnelle	-Teneur en humidité -Taux de séchage
(Bakhshipour et al., 2021)	Feuilles de Stévia	-	0.9997	-	[4-17-19-1]	2	lm/logsig et tansig	-Temps, Température d'entrée de sécheur, Vitesse d'air, Irradiation.	-Taux de séchage
(Benaouda et al., 2014)	Menthe verte	-	-	0.9933	[2-3-0-1]	1	lm/-	Vitesse de l'aire, Température sèche, Température humide	-Teneur en humidité
	Feuilles de laurier	-	-	0.9623					
(Taheri-Garavand et al., 2013)	Feuilles de basilic	-	-	> 0.99	[4-15-0-1]	1	lm/tansig	Vitesse de l'aire, Température, Humidité relative, Temps	-Teneur en humidité
(Motevali et al., 2013)	Feuilles d'aneth	-	0.9963	-	[2-45-0-2]	1	lm/logsig et purlin	Température, Temps, Type de lit	-Teneur en humidité -Taux de séchage
(Aktaş et al., 2015)	Feuilles de laurier	-	-	-	-	4	Lm/fermi	Temps, Température d'air, Vitesse de l'aire, Débit volumique d'air	-Teneur en humidité -Consommation globale de l'énergie
(Martínez-Martínez et al., 2015) Première expérience Deuxième expérience	Panic érigé	0.9989 0.9927 0.9878	-	-	-	1	lm/logsig et purlin	-(7) entries -(16) entries	-Teneur en humidité

III.1.7 Conclusion

Dans cette contribution, un RNA a été adopté pour développer un modèle unique et précis pour prédire la variation de la teneur en humidité (MC) et du Taux de séchage (DR) de certaines plantes médicinales simultanément.

Nous avons d'abord utilisé un modèle de RNA avec une seule couche cachée, qui avait donné une performance favorable, en outre et pour améliorer la performance du réseau nous avons ajouté une deuxième couche cachée. L'intérêt de cette action est bien démontré par le résultat obtenu.

Cette contribution a démontré la capacité du modèle RNA développé à prédire le comportement de séchage des plantes médicinales dans le processus de séchage solaire en fonction de différents paramètres.

III.2 Contribution 2 : Approche basée sur le RNA pour modéliser la teneur en humidité et le taux de séchage de certains produits fruitiers sous le séchage solaire direct.

III.2.1 Introduction

Dans cette partie nous allons discuter la modélisation effectuée sur un nombre des produits fruitiers, la présentation et l'interprétation des résultats obtenus. Dans le cadre de notre travail. Le modèle qui a accaparé notre attention, c'est le modèle de réseau de neurones PMC.

Les données utilisées pour la modélisation concernent uniquement les expérimentations du séchage solaire direct.

III.2.2 Base de données retenue

Les bases de données de la présente étude ont été collectées à partir des études expérimentales. Toutes ces recherches examinent le comportement des fruits sous le séchage solaire direct. En outre ces bases de données sont de différents pays du monde, qui ont une coordonnée géographique différente et une climatologie différente. La base de données collectée présente aussi l'influence de la variation des différents paramètres et méthodes de séchage solaire, en particulier le séchage solaire direct ou sous un dispositif d'ombre. L'objectif est de proposer un modèle uniforme et précis pour prédire deux paramètres de sorties (outputs) en même temps à travers dix paramètres d'entrées (inputs).

Le premier article est celui de (Dissa et al., 2011) de l'université de Ouagadougou, Burkina Faso . L'expérience a été menée aux mois d'Avril, mai et juin de l'année 2008. Le site où l'expérience s'est déroulée est situé à une Latitude de 12º20 -12°26 N, à une Longitude de 1º28-1°36 W et à une Altitude de 306 mètres au niveau de la mer. Dans cette expérience Dissa a déterminé expérimentalement les caractéristiques de séchage solaire direct des mangues Amelie et Brooks par l'utilisation d'un séchoir solaire composé de quatre plateaux sous les conditions météorologiques de la période de récolte des fruits. La modélisation de cette expérience a été effectué à l'aide des modèles mathématiques. La teneur finale en eau pour Amelie et pour Brooks démontre qu'Amelie était la plus appropriée.

Le deuxième article est rédigé par (Toğrul et Pehlivan, 2004)d'Elazig, Turquie. L'expérience a été menée en mois de juillet 2001 à Elazıg, Turquie. Elazig est situé à une Latitude de 38º60'N, à une Longitude de 39º28'E et à une Altitude de 950 mètres au niveau de mer. Les objectifs de cette recherche étaient d'étudier l'applicabilité de plusieurs modèles de couches minces au séchage en couche mince des différents fruits et d'ajuster les données de

séchage dans les modèles les plus appropriés en procédures d'analyses statistiques appropriées. L'Abricots, les raisins, les pêches, les figues et les prunes ont été choisis comme fruits.

Le troisième article est celui de (Seveda, 2012) de Banswara, Rajasthan, INDIA. Banswara, Rajasthan se situe en Inde dans une position géographique de 23°32 N de Latitude, 74°26 E de Longitude et de 302 m d'élévation au niveau de mer. Dans cette étude un tunnel de séchage solaire a été construit et a évalué les performances de séchage de la pâte d'aonla. Le sécheur se compose d'une unité de séchage et d'un collecteur solaire recouverte de plastique transparent stabilisé aux UV.

Le quatrième article de (Li et al., 2006) de Yunnan, CHINA. Yunnan situé en Chine dans une zone de coordonnées géographiques de 26º 51'N de Latitude, 100 º13'E de Longitude et de 1950 mètres d'élévation au niveau de mer. Dans cette étude, une tentative a été faite d'utiliser des séchoirs solaires avec des fruits frais qui ont été mélangés avec du sel et conservés dans une piscine en béton pendant plus de deux mois.

Le cinquième article est celui de (Miri et al., 2002) de Bouzaréah, Algérie. La zone de l'expérience a pour coordonnées géographiques de 36º80'N de Latitude, 03º00'E de Longitude et de 345 mètres d'élévation au niveau de mer. Un nombre des produits alimentaires ont été séchés sous l'énergie solaire directe et indirecte parmi eux le raisin. Pour tout détail supplémentaires, veuillez-vous référer aux articles originaux. Le *tableau III.10* récapitule le nombre de données collecté et la nature des produits étudiés.

Tableau III-10: *Type de produit et taille de la base de données*

Source	**Produits**	**Nombre des points expérimentaux**	**Pays**
(Dissa et al., 2011)	Mangue (Amelie)	58	Université de Ouagadougou, Burkina Faso
	Mangue (Brooks)	58	
(Toğrul et Pehlivan, 2004)	Abricot	111	Elazig, Turquie
	Raisin	37	
	Pêche	37	
	Figue	37	
	Prune	37	
(Seveda, 2012)	Pulpe d'Aonla	290	Ban_swara, Rajasthan, Inde
(Li et al., 2006)	Prune Greengages	48	Yunnan, Chine
(Miri et al., 2002)	Raisin	111	Bouzaréah, Algérie
Totale = **824** points			

III.2.3 Produits fruitiers séchés à étudier

Les produits fruitiers sont considérés comme l'une des plus importantes sources courantes d'aliments riche en eaux. La plupart des fruits contiennent plus de 80% d'eau, et au sein des espèces fruitiers, le niveau d'eau varie considérablement en fonction de facteurs

environnementaux(Marques et al., 2006). Les *figures (a), (b), (c), (d), (e), (f), (g), (h) et (i)* représentent les produits fruitiers choisi pour cette étude.

Tableau III-11:*(a), (b), (c), (d), (e), (f), (g), (h) et (i) Produits fruitiers à étudier*

 **(a)** Mangue (Amelie)	 **(b)** Mangue (Brooks)
 **(c)** Abricot	 **(d)** Raisin
 **(e)** Pêche	 **(f)** Figue
 **(g)** Prune	 **(h)** Pulpe d'Aonla



(i) Prune Greengages

III.2.4 Théorie d'exploitation des paramètres de séchage dans le RNA

Dans la plupart des articles, les paramètres de processus de séchage sont présentés sous forme de courbes. Donc, nous avons utilisé le logiciel Digitizer 2.26 pour extraire les données en format numérique.

- Dans la présente étude lorsque le produit séché est directement exposé au soleil (sans couvercle), l'émissivité est égale à un. Si le produit séché est couvert par un matériau ; tel que du plastique, du bois ou du verre, on prend sa valeur d'émissivité en considération.

- L'autre paramètre c'est l'angle d'inclinaison utilisé pour capturer le rayonnement solaire maximal. En réalité, lors le séchage direct au soleil, l'inclinaison est rarement discutée. Car les produits sont placés sur une large surface horizontale sur terre.

- Pour différencier entre les régions des pays du monde on a utilisé les coordonnées géographiques de chaque région, y compris l'altitude, latitude et la longitude.

- nous avons utilisé aussi la température d'entré et de sortie des sécheurs direct, et au cas où le produit séché est en contact direct de l'air extérieur, donc la température de séchage sera égale la température ambiante.

- La valeur nutritionnelle est utilisée pour distinguer les produits à sécher.

III.2.5 Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal

La sélection des variables d'entrées est l'une des étapes les plus importantes lors des phases de conception et de formation d'un RNA. Cependant, il n'y avait pas de procédure systématique pour sélectionner ces variables, des approches méthodiques devraient être utilisées à la place des méthodes par essais et erreurs et des jugements humains pour déterminer les paramètres d'entré clés afin d'obtenir des modèles de RNA simples et fiables (Aghbashlo et al., 2015).Généralement le choix est basé sur les entrés la plus influençant sur la sortie. Par conséquent, les dix paramètres utilisés comme données d'entrée sont comme suit : temps, température extérieure, rayonnement solaire global, température intérieure, inclinaison, émissivité, attitude, latitude, longitude et valeur nutritionnelle. Ces entrées ont été utilisées pour

former et tester un modèle RNA afin de prédire deux paramètres de sortie: la teneur en humidité le taux de séchage.

III.2.6 Modélisation avec le Perceptron multicouches (PMC)

III.2.6.1 Méthodologie de construction du RNA

Pour la modélisation, nous avons choisi un Perceptron Multicouche à rétro- propagation du gradient. Ce réseau comporte une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie pour le premier test de réseau, et une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie pour le deuxième test de réseaux. Pour aboutir à l'architecture définitive de réseau, plusieurs configurations de neurones et plusieurs combinaisons ont été essayées.

Une collection de 824 de bases de données a été répartie d'une manière aléatoire en deux sous-groupes.

- Le premier sous-groupe de 742 bases de données a été utilisé pour l'apprentissage du réseau.

- Le deuxième sous-groupe de 82 bases de données a été réservé pour la validation du réseau.

- Une Normalisation de la base de données dans une plage de [-1, 1] se fait par le code "premnmx" de MatLab. La mise en état de la base de données se fait par la fonction inverse du code "postmnmx" de MatLab.

- Les fonctions d'activation que nous avons retenues sont, de type sigmoïde dans la couche cachée, et de type linéaire dans la couche de sortie.

III.2.6.2 Validation de réseau

L'évaluation de la fiabilité de réseau suit la procédure suivante:

- Dans un premier temps, les paramètres du réseau sont optimisés de façon à minimiser l'écart quadratique moyen (REQM), L'apprentissage est correct lorsque l'écart est acceptable.

- Dans un deuxième temps la configuration retenue après apprentissage sera l'objet d'une validation.

- Enfin, le réseau est testé par une base de données et différents n'appartenant pas à la validation.

Un organigramme d'exécution du réseau avec une seule couchée est illustré dans la figures III.15.

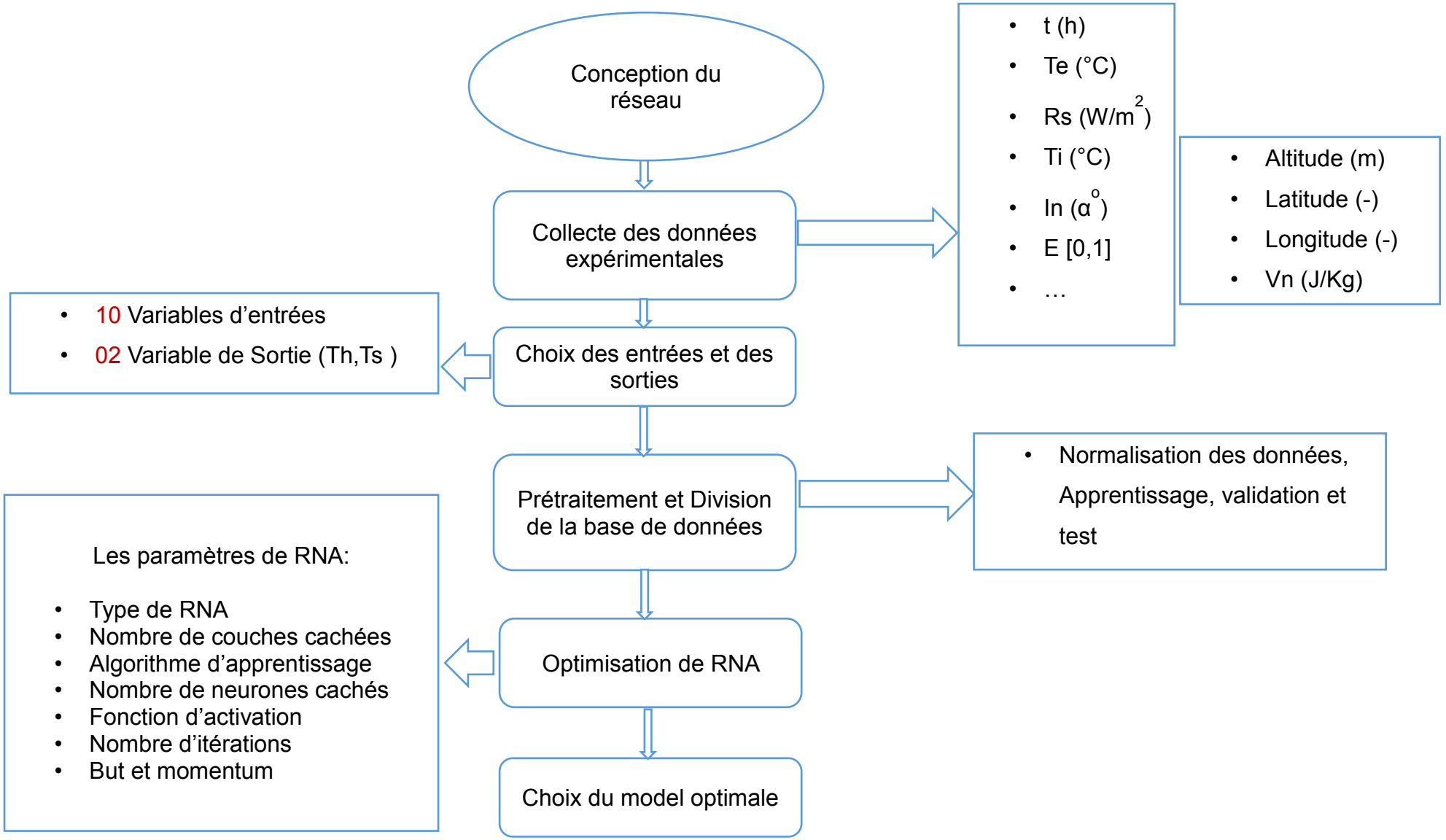


Figure III-15: *Organigramme d'exécution de RNA à une seul couche cachée*

III.2.6.3 Résultats de la modélisation

Pour cette modélisation, et parmi les différents treize algorithmes testés *(Figure III.16)*, l'algorithme Bayésien régularisation (br) a fourni le meilleur résultat avec REQM =0.1737% et coefficient de régression R = 99.9934%. Ce résultat a été trouvé par une topologie de 10-27-2.

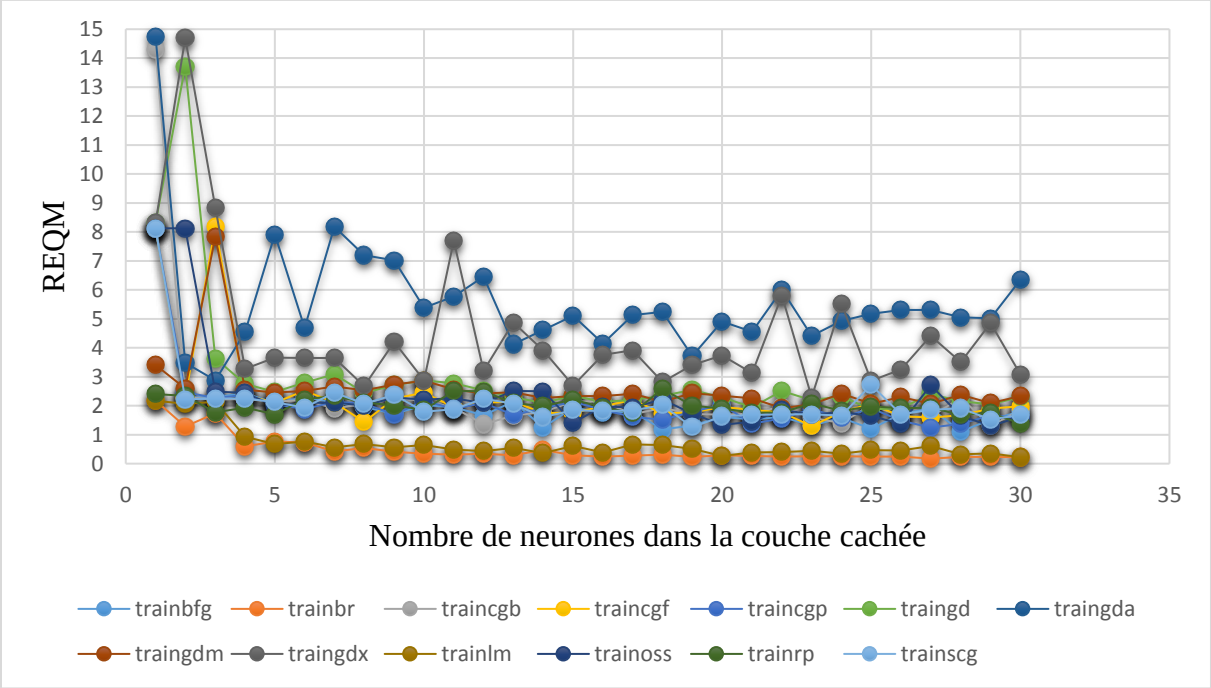


Figure III-16: *Erreur (REQM) vs nombre de neurone pour les treize algorithmes disponible.*

III.2.6.4 Importance relative des variables d'entrée sur les sorties

Afin d'étudier les impacts des paramètres d'entrée sélectionnés aux sorties prévues, une étude de sensibilité est réalisée, où le modèle qui a été choisi comme exemple d'application de l'étude a dix entrées, deux sorties et vingt-sept neurones dans la couche cachée ; nous avons utilisé la méthode citée précédemment comme technique de normalisation et "trainbr" comme algorithme d'apprentissage. Le *tableau* de l'annexe B. représente les poids et les biais des variables neuronales utilisé pour le test de sensibilité.

Le *figure.17* représentent le test de sensibilité de variables d'entré sur les variables de sorties.

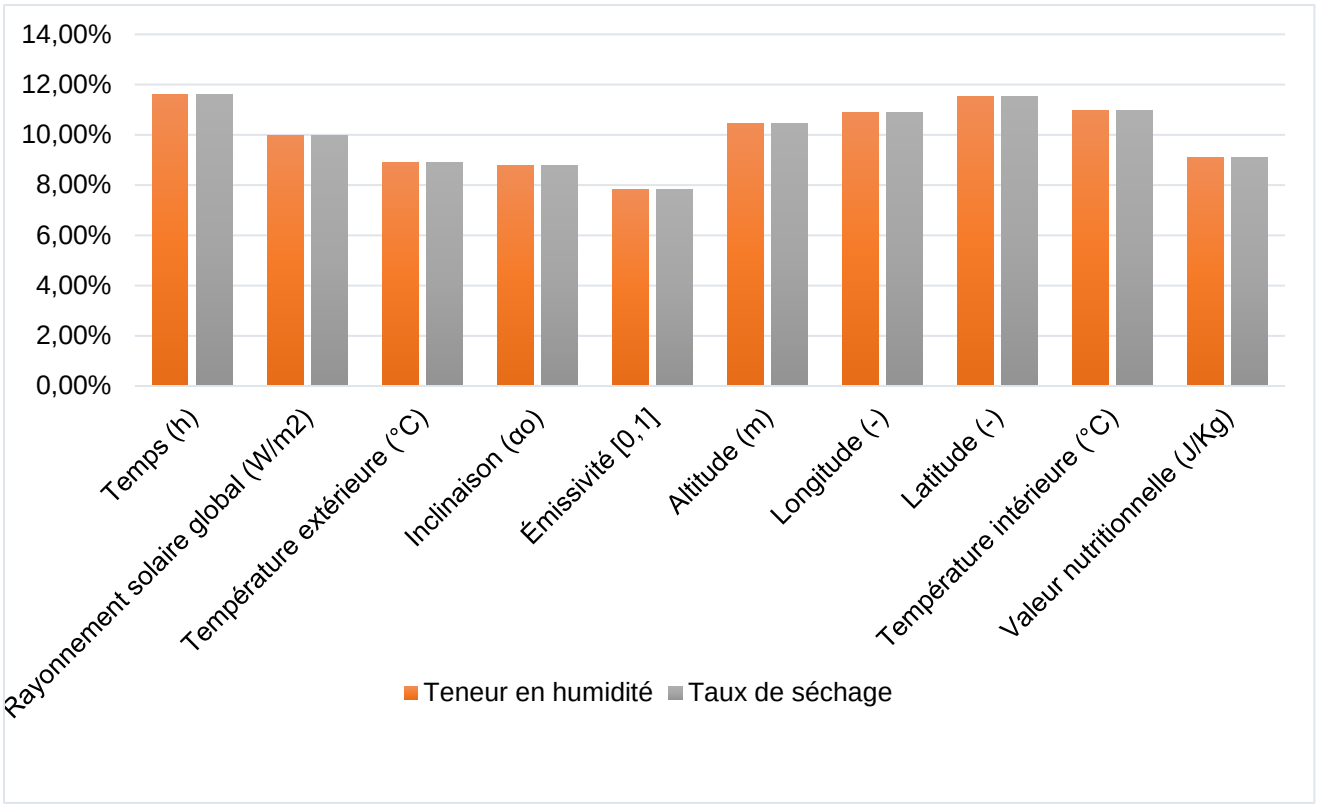


Figure III-17: *Influence des variables d'entrées sur les variables de sorties*

III.2.6.5 Optimisation de réseau

Pour but d'améliorer la performance du réseau, une structure neuronale a été établie par les hypothèses suivantes :

- Division de la base de données sous quatre répartition *Tableau III-12.*

- Deux couches cachées au lieu d'une couche cachée avec un nombre de nœuds variant de 1 à 30 dans chaque couche.

- Une fonction d'activation de type "tansig" dans les deux couches cachées et de type "purelin" dans la couche de sortie.

- Algorithme d'apprentissage Bayésien Régularisation (br).

-apprentissage de réseau avec toutes les combinaisons disponibles, (i.e., 900).

Tableau III-12: *Catégories de répartition de la base de données*

	Apprentissage	**Teste**	**Validation**
1ère répartition	80%	10%	10%
2ème répartition	70%	15%	15%
3ème répartition	60%	20%	20%
4éme répartition	50%	25%	25%

L'organigramme d'application du réseau de neurone avec deux couches cachés est présenté sur la figure III.18.

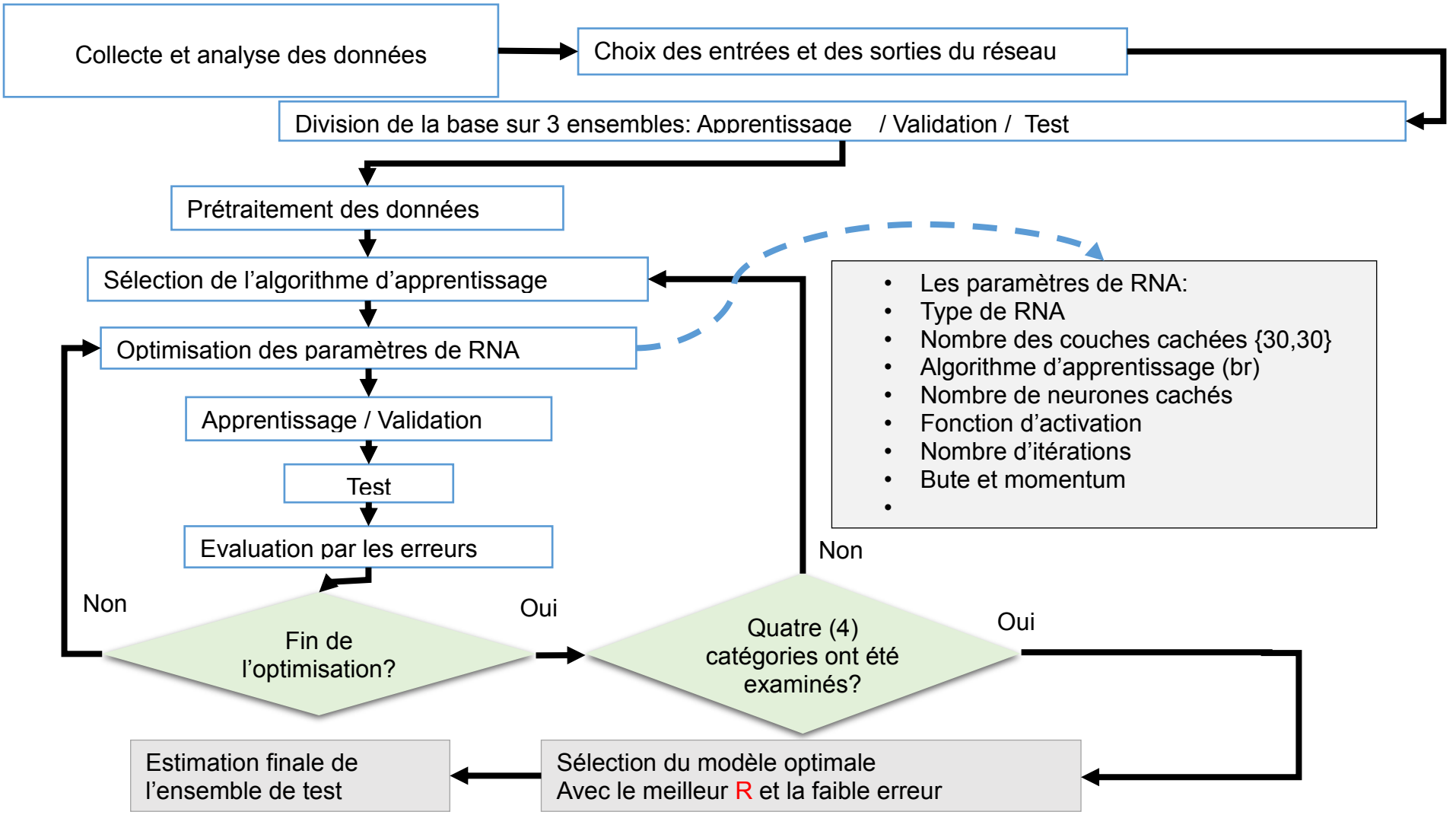


Figure III-18: *Organigramme d'exécution de RNA avec deux couches cachées*

Après la détermination de la meilleure structure neuronale, l'architecture des modèles neuronaux optimaux de chaque répartition est défini par les valeurs de coefficient de régression R et les erreurs REQM's. Les meilleurs résultats obtenus sont récapitulés dans le *tableau III.13.*

Tableau III-13: *Trois meilleurs résultat de chaque répartition*

Meilleurs résultats de la 1ère répartition						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R(%)	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**
10-29-25-2	99,9868	0,2458	99,9852	0,3688	99,8156	3,7408
10-21-25-2	99,9867	0,2463	99,9887	0,3370	99,7201	0,8760
10-21-5-2	99,9861	0,2520	99,9932	0,2652	95,7433	7,9915
Meilleurs résultats de la 2ème répartition						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R(%)	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**
10-21-3-2	99,9787	0,3219	99,9797	0,4327	99,4767	1,1517
10-30-11-2	99,9775	0,3313	99,9834	0,3957	98,2084	6,3079
10-28-20-2	99,9729	0,3631	99,9587	0,6043	99,5903	1,0115
Meilleurs résultats de la 3ème répartition						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R(%)	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**
10-29-13-2	**99,991**	**0,205**	**99,986**	**0,360**	**98,409**	**6,290**
10-26-12-2	99,9902	0,2137	99,9905	0,2974	96,7554	7,0690
10-26-7-2	99,9900	0,2168	99,9846	0,3763	99,4004	5,2646
Meilleurs résultats de la 4ème répartition						
Topologie	**Formation de réseau**		**Teneur en humidité**		**Taux de séchage**	
			(MC)		(DR)	
	R(%)	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**	**R(%)**	**REQM(%)**
10-21-17-2	99,9867	0,2472	99,9835	0,4107	99,7042	0,9827
10-28-29-2	99,9859	0,2548	99,9877	0,3636	99,2737	4,8030
10-26-24-2	99,9844	0,2677	99,9879	0,3668	94,7160	7,5075

Pour conclure, la performance du modèle RNA de toutes les catégories diminuent lorsque les nœuds d'une couche cachée sont diminués. En outre, les résultats obtenus montrent que la capacité de RNA avec deux couches cachées est considérablement meilleure que celle-ci avec une seule couche cachée. L'architecture du réseau neuronal optimale est présenté sur la figure III.19.

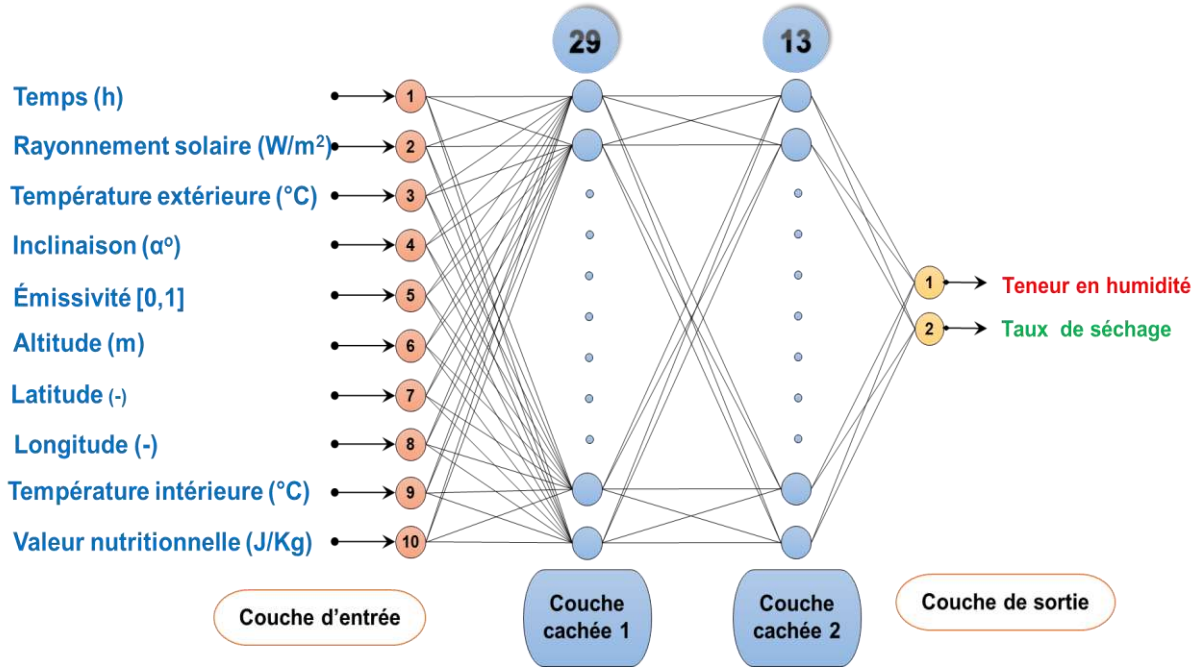


Figure III-19: *Architecture du réseau neuronal optimale*

La meilleure réponse entre les différentes catégories est présentée dans la *Figure III.20*, de la catégorie trois. Chaque point correspond à une valeur d'erreur REQM pour un modèle.

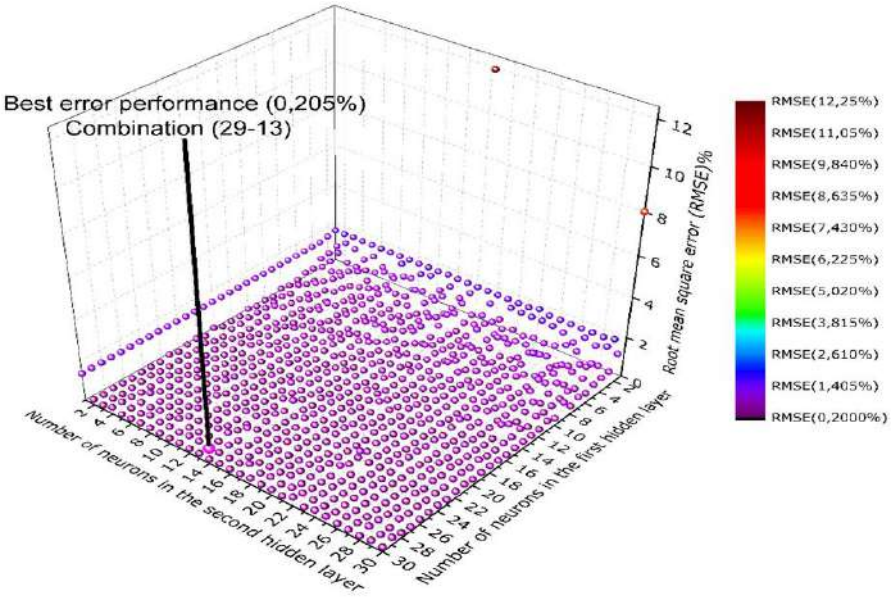


Figure III-20: *Performance des réseaux de la troisième catégorie*

Une représentation graphique du modèle de RNA optimale avec une topologie de [10-29-13-2] est illustré à la *figure III.21*.

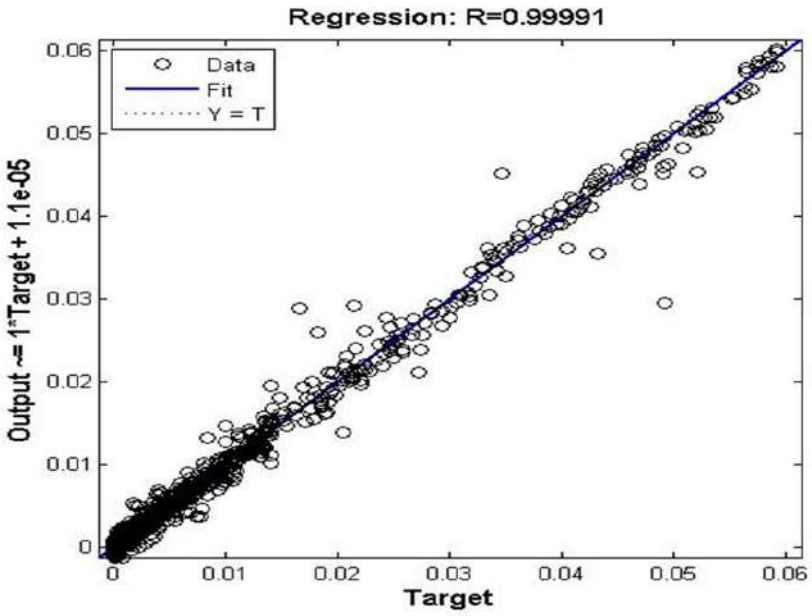


Figure III-21: *Tracé de régression du modèle RNA optimal*

La cartographie entre le résultat ciblé et le résultat obtenu a clairement illustré que le modèle obtenu est fiable, car l'erreur (REQM) est très minime (proche de zéro) et la valeur R est proche de l'unité.

III.2.6.6 Formulation de modèle de RNA optimisé

Après avoir élaboré le modèle neuronale, les équations du modèle peuvent être écrites sous la forme suivante :

$$Z_j = f_{C1}\left[\sum_{i=1}^{10} w_{ij}^{I} E_i + b_j^{C1}\right] = \frac{2}{1+exp\left(-2\sum_{i=1}^{10} w_{ij}^{I} E_i + b_j^{C1}\right)} - 1 \quad \text{(III-7)}$$

$$Z_k = f_{C2}\left[\sum_{j=1}^{29} w_{jk}^{C1} Z_j + b_k^{C2}\right] = \frac{2}{1+exp\left(-2\sum_{j=1}^{29} w_{jk}^{C1} Z_j + b_k^{C2}\right)} - 1 \quad \text{(III-8)}$$

$$Teneur\ en\ humidité\ (S_1) = f_{O1}\left[\sum_{k=1}^{13} w_{1k}^{C2} Z_k + b_1^{O1}\right] = \sum_{k=1}^{13} w_{1k}^{C2} Z_k + b_1^{O1} \quad \text{(III-9)}$$

$$Taux\ de\ séchage\ (S_2) = f_{O2}\left[\sum_{k=1}^{13} w_{2k}^{C2} Z_k + b_2^{O2}\right] = \sum_{k=1}^{13} w_{2k}^{C2} Z_k + b_2^{O2} \quad \text{(III-10)}$$

Avec :

w_{ij},w_{jk},w_{1k} *et* w_{2k} *:*sont les poids de la couche 1,2 et la couche de sortie respectivement.

b_j,b_k,b_1 *et* b_2 *:*sont bais de la couche 1,2 et la couche de sortie respectivement.

f_{c1},f_{c2} *:*sont les fonction d'activation pour les deux couches cachées.

f_o *:*est la fonction d'activation de la couche de sortie

III.2.7 Comparaison de modèle

En terme d'évaluation de l'importance du modèle obtenu, nous avons essayé de les comparer avec des modèles similaires, et surtout, avec les modèles qui ont les mêmes ou la plupart des sorties semblables à celles que nous avons étudié. Les résultats des modèles de comparaison avec notre modèle sont rassemblés dans le *tableau III-14.*

Tableau III-14: *Résultats de notre modèle par rapport aux autres modèles*

Reference	**Produits**	**Teneur en humidité (R)**	**Taux de séchage (R)**	**Coefficient de régression globale (R)**	**Structure neuronale**	**Nombre de couches cachés**	**Algorithme d'apprentissage /fonction d'activation**	**Paramètres d'entrées**	**Paramètres de sorties**
Notre modèle	Mangue (Amelie) Mangue (Brooks) Abricot, Raisin, Pêche, Figue, Prune Pulpe d'Aonla et Prune Greengages	**0.9998**	**0.9840**	**0.9999**	**[10-29-13-2]**	**2**	**br/tansig et purlin**	Temps, Température extérieure, Rayonnement solaire global, Température intérieure, Inclinaison, Émissivité, Altitude, Latitude, Longitude et Valeur nutritionnelle	-Teneur en humidité -Taux de séchage
(Doymaz, 2005) (Doymaz, 2006)	Figue Raisin noir	-	-	0.9989 0.9994	-	-	-	-	-
(Abbaszadeh et al., 2011).	Lasagnias angustifolia	-	-	0.9990	[3-30-20-2]	2	-	Temps, vitesse et température	-Taux d'humidité -Taux de séchage
(Lertworasirikul et Tipsuwan, 2008)	Manioc	-	-	0.9954	[3-9-0-2]	1	lm/logsig	Température de séchage, humidité relative et température de l'échantillon	-teneur en humidité -activité de l'eau
(Menlik et al., 2009)	Fraise	0.999	-	-	[5-5-0-2]	1	Lm/fermi	Temps, pression, épaisseur de l'échantillon, température de la chambre, température de l'échantillon et humidité relative	-Teneur en humidité -Taux d'humidité
(Mohebbi et al., 2011)	Banane	0.94	-	-	[6-7-10-1]	2	Bpa/tansig et purlin	type de prétraitement, concentration de la solution, temps de prétraitement, type de sucre, température de séchage et temps de séchage	-Teneur en humidité
(Myhara et Sablani, 2001)	Datte, Raisin, Figue, Prune, Abricot, Fraise, Ananas, Cassis, Mangue et Goyave.	0.9982 0.9968	-	-	[13-18-18-1] [13-10-10-1]	2	Sbp/tansig	(13) Treize variables comme entrées	-Teneur en humidité finale

III.2.8 Conclusion

Dans cette contribution, un RNA a été adopté pour développer un modèle uniforme et précis pour prédire la variation de la teneur en humidité (MC) et du Taux de séchage (DR) de certains produits fruitiers simultanément.

Les meilleures valeurs statistiques obtenues de R et REQM pour le MC et le DR sont 99.986%, 0.360%, 98.409% et 6.290%, respectivement. Cette contribution a démontré la capacité du modèle RNA développé à prédire le comportement de séchage des produits fruitiers dans le processus de séchage solaire en fonction de différents paramètres.

Conclusion générale

La recherche réalisée dans le cadre de cette thèse concerne la modélisation du phénomène de séchage solaire direct par un réseau de neurone artificiel (RNA). Une architecture de RNA a été adoptée pour développer un modèle uniforme et précis afin de prédire simultanément la variation de teneur en humidité (MC) et du taux de séchage (DR) de certaines plantes médicinales et fruitiers en deux contributions séparés. Et parce que ce type d'investigation n'a pas été abordé dans les études précédentes. Cette étude a été menée pour atténuer ce déficit.

Pour atteindre l'objectif que nous avons souligné nous avons utilisé les travaux des études expérimental publié comme source de la base de données nécessaire pour le départ.

La conception de l'architecture neuronale optimale dédiée à la modélisation du processus de séchage solaire a été menée en deux étapes. La première concerne la modélisation par réseaux de neurones avec une seule couche cachée et un nombre de neurone variable de 1 à 30. La deuxième concerne la modélisation par réseaux de neurones avec deux couche caché et un nombre de neurone variable de 1 à 30, et qui donne 900 combinaisons.

Dans cette étude deux contributions ont notamment été étudié: dans la première contribution, on a étudié la faisabilité d'application de la modélisation par réseau de neurone artificiel sur quelques plantes médicinales. Le résultat obtenu avec une seule couche cachée démontre la capabilité de ce réseau pour résoudre ce type d'expériences. La performance du réseau est de valeur de R = 99.9613% et une erreur de REQM = 1.7652%.

Après l'ajout d'une deuxième couche cachée, les résultats obtenus illustrent l'intérêt de cette action pour améliorer la performance du réseau. Les meilleurs résultats ont été estimés à une valeur de R = 99.980% et une erreur de REQM = 1.362%, qui ont été obtenus avec une topologie de RNA 10-28-14-2 et une division de base de données de 70%, 15% et 15% pour l'apprentissage, teste et validation successivement.

Le modèle développé pourrait être utilisé pour prédire la teneur en humidité (MC) et le taux de séchage (DR) des plantes médicinales étudiés.

Les meilleures valeurs statistiques obtenues de la teneur en humidité (MC) et du taux de séchage (DR) étaient R=97.044%, REQM=4.589% R=99.968% et REQM=1.185% respectivement.

Dans la deuxième contribution, nous avons appliqué tous les aspects de la modélisation par réseau de neurone artificiel afin de modéliser deux paramètres influent sur la qualité des produits fruitiers. Ces paramètres sont la teneur en humidité et le taux d'humidité. Le meilleur résultat obtenu est pour un réseau RNA avec deux couche cachée. Les meilleurs résultats ont donné une valeur de R = 99.991% et une erreur de REQM = 0.205%, qui ont été obtenus avec une topologie de RNA 10-29-13-2 et une division de base de données de 60%, 20% et 20% pour l'apprentissage, teste et validation successivement.

Le modèle développé pourrait être utilisé pour prédire la teneur en humidité (MC) et le taux de séchage (DR) des produits fruitiers étudiés.

Le modèle généré a donné des valeurs de la teneur en humidité (MC) et du taux de séchage (DR) comme suit : un coefficient de régression R=99.986%, une erreur REQM=0.360% un coefficient de régression R=99.968% et une erreur REQM=1.185% respectivement.

Les résultats obtenus à travers ces deux contributions ont confirmé la capacité du modèle de RNA pour prédire les comportements du séchage solaire direct des plantes médicinales et aussi des produits fruitiers dans le processus de séchage solaire en fonction de différents paramètres physiques. Par conséquent, nous pouvons conclure que le RNA fournit la meilleure méthode pour la prévision des paramètres de séchage solaires. Ainsi que, les modèles obtenus peuvent être généraliser avec succès.

Le séchage solaire des plantes et des produits fruitiers semble être fiscal dans toutes ces étapes. Les produits séchés en solaires sont riches en éléments essentiel pour la nutrition.

La technologie de séchage solaire permet de traiter des plantes et fruits dans des conditions propres et hygiéniques, répondant aux normes internationales de qualité. Pour améliorer l'acceptabilité globale des séchoirs solaires parmi les agriculteurs, il est essentiel de développer un sécheur solaire à grande échelle avec une source de chaleur auxiliaire, ce qui serait également rentable pour transférer la technologie de séchage solaire entre les agriculteurs à grande échelle.

Références bibliographiques

Abbaszadeh, A., Motevali, A., Khoshtaghaza, M., and Kazemi, M. (2011). Evaluation of Thin-Layer Drying Models and Neural Network for Describing Drying Kinetics of Lasagnas Angustifolia L. Int. Food Res. J. *18*, 1321.

Adak, N., Heybeli, N., and Ertekin, C. (2017). Infrared Drying of Strawberry. Food Chem. *219*, 109–116.

Aghbashlo, M., Hosseinpour, S., and Mujumdar, A.S. (2015). Application of Artificial Neural Networks (Anns) In Drying Technology: A Comprehensive Review. Dry. Technol. *33*, 1397–1462.

Akpinar, E.K. (2006a). Mathematical Modelling of Thin Layer Drying Process under Open Sun of Some Aromatic Plants. J. Food Eng. *77*, 864–870.

Akpinar, E.K. (2006b). Determination of Suitable Thin Layer Drying Curve Model for Some Vegetables and Fruits. J. Food Eng. *73*, 75–84.

Akpinar, E.K. (2010). Drying of Mint Leaves In A Solar Dryer and under Open Sun: Modelling, Performance Analyses. Energy Convers. Manag. *51*, 2407–2418.

Akpinar, E.K., and Bicer, Y. (2008). Mathematical Modelling of Thin Layer Drying Process of Long Green Pepper in Solar Dryer and under Open Sun. Energy Convers. Manag. *49*, 1367–1375.

Akpinar, E.K., Bicer, Y., and Midilli, A. (2003). Modeling and Experimental Study on Drying of Apple Slices in a Convective Cyclone Dryer. J. Food Process Eng. *26*, 515–541.

Aktaş, M., Şevik, S., Özdemir, M.B., and Gönen, E. (2015). Performance Analysis and Modeling of a Closed-Loop Heat Pump Dryer for bay Leaves Using Artificial Neural Network. Appl. Therm. Eng. *87*, 714–723.

Babay, S., Bouguettaia, H., Bechki, D., Boughali, S., Bouchekima, B., and Mahcene, H. (2009). Review on Thermal Energy Storage Systems. Ann. Fac. Sci. Ing. Vol *1*.

Bahloul, N., Boudhrioua, N., Kouhila, M., and Kechaou, N. (2009). Effect of Convective Solar Drying on Colour, Total Phenols and Radical Scavenging Activity of Olive Leaves (Olea Europaea L.). Int. J. Food Sci. Technol. *44*, 2561–2567.

Bahloul, N., Boudhrioua, N., Kouhila, M., and Kechaou, N. (2011). Convective Solar Drying of Olive Leaves. J. Food Process Eng. *34*, 1338–1362.

Bala, B. K., Ashraf, M. A., Uddin, M. A., and Janjai, S. (2005). Experimental and Neural Network Prediction of the Performance of a Solar Tunnel Drier for Drying Jackfruit Bulbs and Leather. J. Food Process Eng. *28*, 552–566.

Barman, N., and Badwaik, L.S. (2017). Effect of Ultrasound and Centrifugal Force on Carambola (Averrhoa Carambola L.) Slices During Osmotic Dehydration. Ultrason. Sonochem. *34*, 37–44.

Basunia, M., and Abe, T. (2001). Moisture Desorption Isotherms of Medium-Grain Rough Rice. J. Stored Prod. Res. *37*, 205–219.

Belaidi, I., Tahmi, R., and Mohammedi, K. (2007). Configuration Optimale d'un Réseau de Neurones Adapté à la Surveillance en Ligne de l'usure des Outils de Tournage.

Benaouda, N.E., Bennamoun, L., and Khellaf, A. (2014). Empirical and Artificial Neural Network Approach for Determination of Constant Drying Rate Phase of Medicinal and Aromatic Plants. Int. J. Energy Eng. *4*, 1–7.

Beuchat, L.R. (1981). Microbial Stability as Affected by Water Activity. Cereal Foods World *26*, 345–349.

Buckenhuskes, H., Muller, J., Fischer, U., Omran, H., and Muhlbauer, W. (1996). Solar Drying of Marjoram in Egypt. Atti Convegno Internazionale *2*, 659–662.

Çakmak, G., and Yıldız, C. (2011). The Prediction of Seedy Grape Drying Rate Using a Neural Network Method. Comput. Electron. Agric. *75*, 132–138.

Caner, M., Gedik, E., and Keçebaş, A. (2011). Investigation on Thermal Performance Calculation of Two Type Solar Air Collectors Using Artificial Neural Network. Expert Syst. Appl. *38*, 1668–1674.

Chandra, P., and Singh, R. (1995). Applied Numerical Methods for Food and Agricultural Engineers. Sidalc. Net.

Charreau, A., & Cavaillé, R. (1991). Séchage: I. Théorie et calculs. Techniques de l'ingénieur.

Génie des Procédés, *2*, J24080-1.

Chegini, G.R., Khazaei, J., Ghobadian, B., and Goudarzi, A.M. (2008). Prediction of Process and Product Parameters in an Orange Juice Spray Dryer Using Artificial Neural Networks. J. Food Eng. *84*, 534–543.

Daguenet, M. (1985). Les Séchoirs Solaires. Théorie et Pratique. UNESCO.

Datta, A.K. (2015). Drying Technologies for Foods: Fundamentals and Applications by Prabhat K. Nema, Barjinder Pal Kaur, and Arun S. Mujumdar. Dry. Technol. *33*, 1788–1788.

Demir, V., Gunhan, T., Yagcioglu, A., and Degirmencioglu, A. (2004). Mathematical Modelling and the Determination of Some Quality Parameters of Air-Dried bay Leaves. Biosyst. Eng. *88*, 325–335.

Demir, V., Gunhan, T., and Yagcioglu, A. (2007). Mathematical Modelling of Convection Drying of Green Table Olives. Biosyst. Eng. *98*, 47–53.

Diamante, L.M., and Munro, P.A. (1993). Mathematical Modelling of the Thin Layer Solar Drying of Sweet Potato Slices. Sol. Energy *51*, 271–276.

Dissa, A.O., Bathiebo, D.J., Desmorieux, H., Coulibaly, O., and Koulidiati, J. (2011). Experimental Characterisation and Modelling of Thin Layer Direct Solar Drying of Amelie and Brooks Mangoes. Energy *36*, 2517–2527.

Djebli, A., Hanini, S., Badaoui, O., Haddad, B., and Benhamou, A. (2020). Modeling and Comparative Analysis of Solar Drying Behavior of Potatoes. Renew. Energy *145*, 1494–1506.

Djeriri, Y., & Boudjema, Z. (2017). Commande robuste par la logique floue et les réseaux de neurones artificiels de la GADA: Etude Comparative. Revue des Energies Renouvelables, *20*(1), 147-160.

Doymaz, I. (2005). Sun Drying of Figs: An Experimental Study. J. Food Eng. *71*, 403–407.

Doymaz, I. (2006). Drying Kinetics of Black Grapes Treated With Different Solutions. J. Food Eng. *76*, 212–217.

Doymaz, I. (2007). The Kinetics of Forced Convective Air-Drying of Pumpkin Slices. J. Food Eng. *79*, 243–248.

Dreyfus, G. (1998). Les Réseaux de Neurones. J. Mécanique Industrielle et Matériaux, N 51.

Duffie, J., and Beckman, W. (1974). Solar Energy Thermal Processes. John Wily & Sons.

Ekechukwu, O., and Norton, B. (1997). Experimental Studies of Integral-Type Natural-Circulation Solar-Energy Tropical Crop Dryers. Energy Convers. Manag. *38*, 1483–1500.

Ekechukwu, O.V., and Norton, B. (1999). Review of Solar-Energy Drying Systems Ii: An Overview of Solar Drying Technology. Energy Convers. Manag. *40*, 615–655.

Eren, I., and Kaymak-Ertekin, F. (2007). Optimization of Osmotic Dehydration of Potato Using Response Surface Methodology. J. Food Eng. *79*, 344–352.

Erenturk, S., and Erenturk, K. (2007). Comparison of Genetic Algorithm and Neural Network Approaches for the Drying Process of Carrot. J. Food Eng. *78*, 905–912.

Ertekin, C., and Yaldiz, O. (2004). Drying of Eggplant and Selection of a Suitable Thin Layer Drying Model. J. Food Eng. *63*, 349–359.

Fagunwa, A.O., Koya, O.A., and Faborode, M.O. (2009). Development of an Intermittent Solar Dryer for Cocoa Beans. Agric. Eng. Int.

Fudholi, A., Sopian, K., Othman, M., Ruslan, M., Alghoul, M., Zaharim, A., and Zulkifly, R. (2008). Heat Transfer Correlation for the V-Groove Solar Collector. Sol. Energy Res. Inst. Univ. Kebangs. Malays. *43600*.

Garson, G.D. (1991). Interpreting Neural-Network Connection Weights. Ai Expert *6*, 46–51.

Gevrey, M., Dimopoulos, I., and Lek, S. (2003). Review and Comparison of Methods to Study the Contribution of Variables in Artificial Neural Network Models. Ecol. Model. *160*, 249–264.

Ghazanfari, A., Emami, S., Tabil, L., and Panigrahi, S. (2006). Thin-Layer Drying of Flax Fiber: Ii. Modeling Drying Process Using Semi-Theoretical and Empirical Models. Dry. Technol. *24*, 1637–1642.

Glenn, T. L. (1978). Dynamic Analyses of Grain Drying Systems (Doctoral dissertation, The Ohio State University).

Goh, A.T.C. (1995). Back-Propagation Neural Networks for Modeling Complex Systems. Artif. Intell. Eng. *9*, 143–151.

Guiné, R.P.F., Pinho, S., and Barroca, M.J. (2011). Study of the Convective Drying of Pumpkin (Cucurbita Maxima). Food Bioprod. Process. *89*, 422–428.

Gunhan, T., Demir, V., Hancioglu, E., and Hepbasli, A. (2005). Mathematical Modelling of Drying of Bay Leaves. Energy Convers. Manag. *46*, 1667–1679.

Haque, M.A., and Adhikari, B. (2015). Drying and Denaturation of Proteins in Spray Drying Process. Handb. Ind. Dry. 971–985.

Hassanain, A. (2011). Drying Sage (Salvia Officinalis L.) in Passive Solar Dryers. Dep. Agric. Eng. Fac. Agric. *57*, 19–29.

Hassanain, A.A. (2010). Unglazed Transpired Solar Dryers for Medicinal Plants. Dry. Technol. *28*, 240–248.

Hebb, D.O. (1949). The First Stage of Perception: Growth of the Assembly. Organ. Behav. *4*, 60–78.

Hendreson, S., and Pabis, S. (1961). Grain Drying Theory. I. Temperature Effect on Drying Coefficients. J. Agric. Eng. Res. *6*, 169–174.

Hii, C.L., Jangam, S.V., Ong, S.P., and Mujumdar, A.S. (2012). Solar Drying: Fundamentals, Applications and Innovations. Tpr Group Publ.

Hoque, M.A., Bala, B.K., Hossain, M.A., and Uddin, M.B. (2013). Drying Kinetics of Ginger Rhizome (Zingiber Officinale). Bangladesh J. Agric. Res. *38*, 301–319.

Ie Cun, Y. (1985). Une Procedure d'apprentissage Pour Réseau à Seuil Asymetrique [A Learning Procedure for Asymmetric Threshold Network]. Proc. Cogn. *85*, 599–604.

Iguaz, A., San Martin, M., Mate, J., Fernandez, T., and Virseda, P. (2003). Modelling Effective Moisture Difusivity of Rough Rice (Lido Cultivar) at Low Drying Temperatures. J. Food Eng. *59*, 253–258.

Islam, M.R., Sablani, S.S., and Mujumdar, A.S. (2003). An Artificial Neural Network Model for Prediction of Drying Rates. Dry. Technol. *21*, 1867–1884.

Jain, D., and Tiwari, G. (2003). Thermal Aspects of Open Sun Drying of Various Crops. Energy *28*, 37–54.

Jain, A.K., Mao, J., and Mohiuddin, K.M. (1996). Artificial Neural Networks: A Tutorial. Computer *29*, 31–44.

Jangam, S.V. (2011). An Overview of Recent Developments and Some R&D Challenges Related to Drying of Foods. Dry. Technol. *29*, 1343–1357.

Janjai, S., and Tung, P. (2005). Performance of a Solar Dryer Using Hot Air from Roof-Integrated Solar Collectors for Drying Herbs and Spices. Renew. Energy *30*, 2085–2095.

Kadam, D.M., and Samuel, D. (2006). Convective Flat-Plate Solar Heat Collector for Cauliflower Drying. Biosyst. Eng. *93*, 189–198.

Kaleemullah, S., and Kailappan, R. (2006). Modelling of Thin-Layer Drying Kinetics of Red Chillies. J. Food Eng. *76*, 531–537.

Kalogirou, S.A. (2004). Solar Thermal Collectors and Applications. Prog. Energy Combust. Sci. *30*, 231–295.

Karathanos, V.T. (1999). Determination of Water Content of Dried Fruits by Drying Kinetics. J. Food Eng. *39*, 337–344.

Karimi, F., Rafiee, S., Taheri-Garavand, A., and Karimi, M. (2012). Optimization of an Air Drying Process for Artemisia Absinthium Leaves Using Response Surface and Artificial Neural Network Models. J. Taiwan Inst. Chem. Eng. *43*, 29–39.

Kassem, A. S. (1998, February). Comparative Studies on Thin Layer Drying Models for Wheat.

In 13th International Congress on Agricultural Engineering (Vol. 6, pp. 2-6).

Kassem, A., Al-Sulaiman, M.A., Aboukarima, A., and Kassem, S. (2011). Predicting Drying Efficiency During Solar Drying Process of Grapes Clusters in a Box Dryer Using Artificial Neural Network. Aust. J. Basic Appl. Sci. *5*, 230–241.

Kavak Akpinar, E., Bicer, Y., and Cetinkaya, F. (2006). Modelling of Thin Layer Drying of Parsley Leaves in a Convective Dryer and under Open Sun. J. Food Eng. *75*, 308–315.

Keskes, S., Hanini, S., Hentabli, M., and Laidi, M. (2020). Artificial Intelligence and Mathematical Modelling of the Drying Kinetics of Pharmaceutical Powders. Kem. U Ind. Časopis Kemičara Kem. Inženjera Hrvat. *69*, 137–152.

Khazaei, J., and Daneshmandi, S. (2007). Modeling of Thin-Layer Drying Kinetics of Sesame Seeds: Mathematical and Neural Networks Modeling. Int. Agrophysics *21*, 335.

Khoshhal, A., Dakhel, A.A., Etemadi, A., and Zereshki, S. (2010). Artificial Neural Network Modeling of Apple Drying Process. J. Food Process Eng. *33*, 298–313.

Kingsly, A., and Singh, D. (2007). Drying Kinetics of Pomegranate Arils. J. Food Eng. *79*, 741–744.

Kiranoudis, C.T., Tsami, E., Maroulis, Z.B., and Marinos-Kouris, D. (1997). Drying Kinetics of Some Fruits. Dry. Technol. *15*, 1399–1418.

Koua, K.B., Fassinou, W.F., Gbaha, P., and Toure, S. (2009). Mathematical Modelling of the Thin Layer Solar Drying of Banana, Mango and Cassava. Energy *34*, 1594–1602.

Kouhila, M., Kechaou, N., Otmani, M., Fliyou, M., and Lahsasni, S. (2002). Experimental Study of Sorption Isotherms and Drying Kinetics of Moroccan Eucalyptus Globulus. Dry. Technol. *20*, 2027–2039.

Kreith, F., and Kreider, J.F. (1978). Principles of Solar Engineering. Wash. Hemisphere Publ.

Lertworasirikul, S., and Tipsuwan, Y. (2008). Moisture Content and Water Activity Prediction of Semi-Finished Cassava Crackers from Drying Process with Artificial Neural Network. J. Food Eng. *84*, 65–74.

Li, Z., Zhong, H., Tang, R., Liu, T., Gao, W., and Zhang, Y. (2006). Experimental Investigation on Solar Drying of Salted Greengages. Renew. Energy *31*, 837–847.

Marinos-Kouris, D., and Maroulis, Z. (2020). Transport Properties in the Drying of Solids. Handb. Ind. Dry. *2*, 113–159.

Marques, L.G., Silveira, A.M., and Freire, J.T. (2006). Freeze-Drying Characteristics of Tropical Fruits. Dry. Technol. *24*, 457–463.

Martínez-Martínez, V., Gomez-Gil, J., Stombaugh, T.S., Montross, M.D., and Aguiar, J.M. (2015). Moisture Content Prediction in the Switchgrass (Panicum Virgatum) Drying Process Using Artificial Neural Networks. Dry. Technol. *33*, 1708–1719.

Mcclelland, J.L., Rumelhart, D.E., and Pdp Research Group (1986). Parallel Distributed Processing. Explor. Microstruct. Cogn. *2*, 216–271.

Menlik, T., Kırmacı, V., and Usta, H. (2009). Modeling of Freeze Drying Behaviors of Strawberries by Using Artificial Neural Network. J. Therm. Sci. Technol. *29*, 11–21.

Midilli, A., Kucuk, H., and Yapar, Z. (2002). A New Model for Single-Layer Drying. Dry. Technol. *20*, 1503–1513.

Miri, R., Mokrani, O., Siad, F., and Belhamel, M. (2002). Etude Expérimentale d'un Séchoir Solaire. Rev. Energ. Renouvelables 41–48.

Mohamed, L.A., Kane, C.E., Kouhila, M., Jamali, A., Mahrouz, M., and Kechaou, N. (2008). Thin Layer Modelling of Gelidium Sesquipedale Solar Drying Process. Energy Convers. Manag. *49*, 940–946.

Mohebbi, M., Shahidi, F., Fathi, M., Ehtiati, A., and Noshad, M. (2011). Prediction of Moisture Content in Pre-Osmosed and Ultrasounded Dried Banana Using Genetic Algorithm and Neural Network. Food Bioprod. Process. *89*, 362–366.

Motevali, A., Minaei, S., Khoshtaghaza, M.H., Kazemi, M., and Mohamad, N.A. (2010). Drying of Pomegranate Arils: Comparison of Predictions from Mathematical Models and Neural Networks. Int. J. Food Eng. *6*.

Motevali, A., Younji, S., Chayjan, R.A., Aghilinategh, N., and Banakar, A. (2013). Drying Kinetics of Dill Leaves in a Convective Dryer. Int. Agrophysics *27*, 39–47.

Mujumdar, A.S. (2000). Mujumdar's Practical Guide to Industrial Drying. Publ. Exergex Corporation.

Mujumdar, E.A.S. (2007). Book Review: Handbook of Industrial Drying, Third Edition. Publ. Dry. Technol. *25*, 1133–1134.

Mujumdar, A.S., and Menon, A.S. (1995). Drying of Solids: Principles, Classification, and Selection of Dryers. Handb. Publ. Ind. Dry. *1*, 1–39.

Müller, J., and Heindl, A. (2006). Drying of Medicinal Plants. Frontis *17*, 237–252.

Mwithiga, G., and Olwal, J.O. (2005). The Drying Kinetics of Kale (Brassica Oleracea) in a Convective Hot Air Dryer. J. Food Eng. *71*, 373–378.

Myhara, R.M., and Sablani, S. (2001). Unification of Fruit Water Sorption Isotherms Using Artificial Neural Networks. Dry. Technol. *19*, 1543–1554.

Ong, K.S. (1999). Solar Dryers in the Asia-Pacific Region. Renew. Energy *16*, 779–784.

Oussar, Y. (1998). Réseaux d'ondelettes et Réseaux de Neurones pour la Modélisation Statique et Dynamique de Processus (Doctoral dissertation, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI).

Overhults, D.G., White, G., Hamilton, H., and Ross, I. (1973). Drying Soybeans with Heated Air. Trans. Asae *16*, 112.

Özdemir, M., and Devres, Y.O. (1999). The Thin Layer Drying Characteristics of Hazelnuts During Roasting. J. Food Eng. *42*, 225–233.

Panchariya, P.C., Popovic, D., and Sharma, A.L. (2002). Thin-Layer Modelling of Black Tea Drying Process. J. Food Eng. *52*, 349–357.

Patel, A.H., Shah, S., and Bhargav, H. (2013). Review on Solar Dryer for Grains, Vegetables and Fruits. Int. J. Eng. Res. Technol *2*.

Paulsen, M., and Thompson, T. (1973). Drying Analysis of Grain Sorghum. Trans. Asae *16*, 537–0540.

Perry, H. (2007). Perry's Chemical Engineering Handbook, 8th Edn. Publ. McGraw-Hill, New York

Philibert, C. (2005). The Present and Future Use of Solar Thermal Energy as a Primary Source of Energy. Int. Energy Agency 1–16.

Pin, K.Y., Chuah, T.G., Rashih, A.A., Law, C.L., Rasadah, M.A., and Choong, T.S.Y. (2009). Drying of Betel Leaves (Piper Betle L.): Quality and Drying Kinetics. Dry. Technol. *27*, 149–155.

Pirasteh, G., Saidur, R., Rahman, S.M.A., and Rahim, N.A. (2014). A Review on Development of Solar Drying Applications. Renew. Sustain. Energy Rev. *31*, 133–148.

Prabhat, Rübel, O., Byna, S., Wu, K., Li, F., Wehner, M., and Bethel, W. (2012). Teca: A Parallel Toolkit for Extreme Climate Analysis. Procedia Comput. Sci. *9*, 866–876.

Prakash, O., and Kumar, A. (2014). Application of Artificial Neural Network for The Prediction of Jaggery Mass During Drying Inside The Natural Convection Greenhouse Dryer. Int. J. Ambient Energy *35*, 186–192.

Prakash, O., and Kumar, A. (2017). Solar Drying Technology: Concept, Design, Testing, Modeling, Economics, and Environment. Handbook. Springer.

Prasad, J., Prasad, A., and Vijay, V.K. (2006). Studies on the Drying Characteristics of Zingiber Officinale under Open Sun and Solar Biomass (Hybrid) Drying. Int. J. Green Energy *3*, 79–89.

Pu, H., Li, Z., Hui, J., and Raghavan, G.S.V. (2016). Effect of Relative Humidity on Microwave Drying of Carrot. J. Food Eng. *190*, 167–175.

Purohit, P., Kumar, A., and Kandpal, T.C. (2006). Solar Drying Vs. Open Sun Drying: A Framework for Financial Evaluation. Sol. Energy *80*, 1568–1579.

Rezrazi, A., Hanini, S., and Laidi, M. (2016). An Optimisation Methodology of Artificial Neural Network Models for Predicting Solar Radiation: A Case Study. Theor. Appl. Climatol. *123*, 769–783.

Rivals, I., Personnaz, L., Dreyfus, G., and Ploix, J. (1995). Modélisation, Classification et Commande par Réseaux de Neurones: Principes Fondamentaux, Méthodologie de Conception et Illustrations Industrielles. Réseaux Neurones pour Modélisation Commande Procédés Jp Corriou Edlavoisier Tec Doc 1995.

Rosenblatt, F. (1958). The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. Psychol. Rev. *65*, 386.

Sacilik, K. (2007). The Thin-Layer Modelling of Tomato Drying Process. Agric. Conspec. Sci. *72*, 343–349.

Saeed, I., Sopian, K., and Abidin, Z.Z. (2008). Drying Characteristics of Roselle (1): Mathematical Modeling and Drying Experiments. Agric. Eng. Int. Cigr J.

Saleh, A., and Badran, I. (2009). Modeling and Experimental Studies on a Domestic Solar Dryer. Renew. Energy *34*, 2239–2245.

Sallam, Y., Aly, M., Nassar, A., and Mohamed, E. (2015). Solar Drying of Whole Mint Plant under Natural and Forced Convection. J. Adv. Res. *6*, 171–178.

Schnell, D. (1983). Technique de Séchage. Traduit de l'allemand, GMBH, Eschborn.

Sencan, A., and Ozdemir, G. (2007). Comparison of Thermal Performances Predicted and Experimental of Solar Air Collector. Japsc *7*, 3721–3728.

Seveda, M.S. (2012). Performance Studies of Solar Tunnel Dryer for Drying Aonla (Embilica Officinalis) Pulp. Appl. Sol. Energy *48*, 104–111.

Sharaf-Eldeen, Y.I., Blaisdell, J., and Hamdy, M. (1980). A Model for Ear Corn Drying. Trans. Asae *5*, 1261–1265.

Sharma, A., Chen, C.R., and Vu Lan, N. (2009). Solar-Energy Drying Systems: A Review. Renew. Sustain. Energy Rev. *13*, 1185–1210.

Solomon, R., Marumo, R., and Garebamono, A. (2006). Modelling and Simulation of a Flat Plate Solar Collector Using Neural Networks. (Acta Press Anaheim), pp. 25–30.

Sontag, E.D. (1993). Neural Networks for Control. In Essays on Control. Springer, pp. 339–380.

Sözen, A., Menlik, T., and Ünvar, S. (2008). Determination of Efficiency of Flat-Plate Solar Collectors Using Neural Network Approach. Expert Syst. Appl. *35*, 1533–1539.

Stegou–Sagia, A., and Fragkou, D. (2018). Thin Layer Drying Modeling of Apples and Apricots in a Solar-Assisted Drying System. J. Therm. Eng. *4*, 1680–1691.

Theodoridis, S., and Koutroumbas, K. Pattern Recognition–Second Edition, pp. 1-8, 55-70, 89-120, 489. Append. D–2003.

Thompson, T., Peart, R., and Foster, G. (1968). Matllematical Simulation of Corn Drying a New Model. Trans. Asae *11*, 582–586.

Tiris, C., Ozbalta, N., Tiris, M., and Dincer, I. (1994). Performance of a Solar Dryer. Energy *19*, 993–997.

Tiwari RB (2005) Application of Osmo-Air Dehydration for Processing of Tropical Fruits in Rural Areas. Indian Food Ind 24(6):62–69

Tiwari, A. (2016). A Review on Solar Drying of Agricultural Produce. J. Food Process. Technol. *7*, 623.

Toğrul, I.T., and Pehlivan, D. (2003). Modelling of Drying Kinetics of Single Apricot. J. Food Eng. *58*, 23–32.

Touati, B. (2008). Etude théorique et expérimentale du séchage solaire des feuilles de la menthe verte (Mentha viridis) (Doctoral dissertation, Lyon, INSA).

Toğrul, I.T., and Pehlivan, D. (2004). Modelling of Thin Layer Drying Kinetics of Some Fruits under Open-Air Sun Drying Process. J. Food Eng. *65*, 413–425.

Tomczak, E., and Skorupska, E. A Comparative Analysis of Drying Kinetics for Selected Vegetables By Means of Artificial Neural Networks. J. Drying Technology.

Topuz, A. (2010). Predicting Moisture Content of Agricultural Products Using Artificial Neural Networks. Adv. Eng. Softw. *41*, 464–470.

Toure, S. (2012). The Application of a Mathematical Modelling of Drying Kinetics in the Natural Solar Drying of Banana. J. Energy Power Eng. *6*, 1560.

Treybal, R.E. (1980). Mass Transfer Operations. Classic Textbook Reissue Series. Publ. McGraw-Hill.

Tripathy, P.P., and Kumar, S. (2009). Neural Network Approach for Food Temperature Prediction During Solar Drying. Int. J. Therm. Sci. *48*, 1452–1459.

Verma, L.R., Bucklin, R., Endan, J., and Wratten, F. (1985). Effects of Drying Air Parameters on Rice Drying Models. Trans. Asae *28*, 296–0301.

Vijayavenkataraman, S., Iniyan, S., and Goic, R. (2012). A Review of Solar Drying Technologies. Renew. Sustain. Energy Rev. *16*, 2652–2670.

Wang, C., and Singh, R. (1978). A Single Layer Drying Equation For Rough Rice Asae Paper No. 78-3001. St. Josephs Mi Asae.

Wang, Z., Sun, J., Chen, F., Liao, X., and Hu, X. (2007). Mathematical Modelling on Thin Layer Microwave Drying of Apple Pomace with and Without Hot Air Pre-Drying. J. Food Eng. *80*, 536–544.

White, G., Bridges, T., Loewer, O., and Ross, I. (1980). Seed Coat Damage in Thin-Layer Drying of Soybeans. Trans. Asae *23*, 224–0227.

Widrow, B., and Hoff, M.E. (1960). Adaptive Switching Circuits. Technical Report. Stanford Univ and Stanford Electronics Labs.

Yağcıoğlu, A., Değirmencioğlu, A., and Çağatay, F. (1999). Drying Characteristics of Laurel Leaves under Different Drying Conditions. Pp. 565–569.

Youcef-Ali, S., and Desmons, J. (2007). Influence of the Aerothermic Parameters and the Product Quantity on the Production Capacity of an Indirect Solar Dryer. Renew. Energy *32*, 496–511.

Zemouri, R. (2003). Contribution à la Surveillance des Systèmes de Production à l'aide des Réseaux de Neurones dynamiques: Application à la E-maintenance (Doctoral dissertation, Université de Franche-Comté).

Zielinska, M., and Michalska, A. (2016). Microwave-Assisted Drying of Blueberry (Vaccinium Corymbosum L.) Fruits: Drying Kinetics, Polyphenols, Anthocyanins, Antioxidant Capacity, Colour and Texture. Food Chem. *212*, 671–680.

Annexes

Tableaux des annexes (A et B)

Weights and biases of the network model [10-27-2]

Input weights (IW)										**Input biases (IB)**	**Layer weights (LW)**		**Layer biases (LB)**
Time	Global solar radiation	Outside temperature	Inclination	Emissivity	Attitude	Longitude	Latitude	Inside temperature	Nutritional value		Moisture content	Drying rate	
0,8442	0,3882	-0,1207	1,0331	0,0533	0,2905	-0,0624	-0,9714	-0,8819	0,1763	-1,9465	-0,9563	-0,3075	-0,2389 -0,5634
0,5274	-0,1488	0,8258	-0,1890	0,2977	-0,7081	-0,0474	-1,2019	-0,3952	-0,7603	-1,7968	0,7198	-0,1717	
-0,7273	-0,2693	0,3531	0,9158	-0,1198	-0,0739	-0,9387	-0,7633	0,8534	0,1107	1,6471	0,4691	-0,5563	
0,6053	-0,9030	-0,0171	0,0503	0,5226	-0,4590	-1,0056	-0,3509	0,7697	-0,6276	-1,4973	0,3566	0,8312	
0,6250	-0,0694	-0,4894	0,1443	-0,1158	0,6250	0,9318	-0,9753	-0,3185	-0,8991	-1,3476	0,6080	0,2275	
0,3548	-0,3281	0,9292	0,5366	0,5834	-0,3037	0,2198	0,4907	-0,9881	-0,8403	-1,1979	0,1174	-0,2543	
-0,5048	-0,7359	-0,1211	-0,9296	-0,5868	-0,4328	-0,8667	-0,1477	-0,5894	0,6795	1,0481	0,5051	-0,2728	
0,8268	0,0113	-0,2056	-1,0249	0,7280	0,2111	0,6520	-0,6281	-0,7354	-0,2786	-0,8984	-0,8442	-0,2555	
-0,5432	-1,2483	-0,5281	-0,2243	-0,3664	-0,7864	0,2451	0,4619	0,7606	-0,0409	0,7487	0,4705	0,7012	
0,7874	0,7161	-0,3030	-0,4349	0,0785	0,6779	-0,3936	0,5177	-0,8886	0,8350	-0,5989	-0,4146	0,3227	
0,9147	0,0352	0,0374	-0,6069	-0,5880	-0,8088	-0,6668	-0,5584	-0,2176	0,8819	-0,4492	0,9183	0,1781	
-0,1404	-0,5403	-0,7028	-0,8479	0,4948	-0,7019	0,3285	-0,6720	0,8130	0,5537	0,2995	-0,9857	-0,3841	
0,9270	0,2855	-0,5933	-0,4921	0,4287	-0,7030	-0,4692	0,9693	0,6434	0,0490	-0,1497	-0,1709	-0,2927	
0,8141	-1,0439	-0,1327	0,2900	0,7443	0,3587	0,4618	-0,7018	0,0594	0,7369	0,0000	0,9394	0,6932	
-0,1746	-0,0421	-0,4732	-0,9486	-0,2386	-0,9039	1,0465	-0,6754	0,3298	0,3147	-0,1497	-0,3675	-0,2615	
0,9985	-0,3576	0,1351	0,5560	0,2610	-0,9875	-0,6660	0,0671	-0,9120	0,1170	0,2995	-0,6160	0,1918	
-0,8785	-0,6148	-0,8123	-0,5048	-0,0783	-0,7426	0,5386	-0,8525	0,3877	-0,0052	-0,4492	-0,0420	-0,6460	
0,9519	0,1476	-0,1010	0,6997	-0,8750	-0,0624	0,1176	-0,7955	-0,9065	-0,3513	0,5989	-0,9089	-0,2232	
-0,2752	-0,6408	-0,9233	-0,4161	-0,6161	-0,6762	-0,3976	-0,0122	-0,2232	1,1101	-0,7487	-0,9568	0,3725	
-0,7277	-0,9347	-0,0723	-0,4916	0,6173	0,3682	0,6748	-0,2473	-0,8950	0,5521	-0,8984	0,2250	0,0004	
-0,5106	-0,5825	0,1610	-0,6698	-0,9666	1,0096	0,2282	0,1683	-0,6487	0,5095	-1,0481	0,1614	0,3794	
0,4979	0,8717	-0,3432	0,0838	-0,9845	-0,4109	-0,9427	-0,2880	0,5703	-0,4704	1,1979	-0,9460	-0,5666	

-0,4156	-0,6930	0,3830	-0,0280	0,3952	1,1276	0,7928	-0,3090	0,6554	-0,6384	-1,3476	-0,7269	0,3449	
-0,8486	0,4639	-0,2025	-0,4542	0,5952	0,8293	-0,5622	-1,0243	0,4141	0,1667	-1,4973	-0,1636	-0,7689	
-0,7535	0,4812	0,2940	-0,5686	0,8930	-0,8002	-0,1098	0,7143	-0,3194	-0,7197	-1,6471	0,3874	0,2713	
0,4900	-0,5002	0,3239	-0,2862	1,0708	-0,0463	-0,4764	-1,1227	-0,0070	0,6898	1,7968	0,5566	0,8113	
-0,6810	0,3989	0,6992	0,4934	0,1372	-0,8508	-0,8625	0,1846	-0,4388	-0,8489	-1,9465	0,3157	-0,2170	

Weights and Biases of the network model [10-27-2]

Input Weights (IW)										**Input biases(IB)**	**Layer Weights (LW)**		**Layer biases(LB)**
Time	Global solar radiation	Outside temperature	Inclination	Emissivity	Attitude	Longitude	Latitude	Inside temperature	Nutritional value		Moisture content	Drying rate	
-0,84391	0,79259	-1,01629	-0,12915	0,28238	0,72461	0,34918	0,44961	-0,68330	0,05779	1,9465	0,6856	0,2677	0,1614 0,3794
-0,44423	-0,17225	-0,04155	-0,46684	-0,93591	-0,23545	-0,89174	1,03245	-0,66631	0,32542	1,7968	0,1010	-0,0052	
-0,52387	0,96340	-0,34505	0,13038	0,53642	0,25179	-0,95283	-0,64263	0,06474	-0,87990	1,6471	-0,1630	0,9939	
-0,39151	-0,86055	-0,60222	-0,79568	-0,49447	-0,07667	-0,72743	0,52758	-0,83507	0,37979	1,4973	0,5628	0,4176	
-1,04808	0,81556	0,12645	-0,08653	0,59949	-0,74961	-0,05343	0,10077	-0,68150	-0,77666	1,3476	-0,3873	-0,4333	
0,10162	-0,33460	-0,77897	-1,12241	-0,50587	-0,74897	-0,82209	-0,48330	-0,01484	-0,27140	-1,1979	0,1504	-0,7247	
0,28243	-0,75080	-0,96439	-0,07459	-0,50721	0,63694	0,37987	0,69624	-0,25521	-0,92349	-1,0481	0,5108	-0,9763	
1,01244	-0,45186	-0,51548	0,14247	-0,59271	-0,85539	0,89346	0,20198	0,14894	-0,57408	-0,8984	-0,9563	-0,3075	
-0,78795	0,46920	0,82145	-0,32344	0,07894	-0,92778	-0,38717	-0,88839	-0,27136	0,53746	0,7487	0,7198	-0,1717	
1,10762	-0,36173	-0,60320	0,33334	-0,02434	0,34401	0,98149	0,69014	-0,26897	0,57051	-0,5989	0,4691	-0,5563	
0,87389	-0,76106	0,41605	-0,18163	-0,40733	0,53377	0,74376	-0,50418	-0,91864	0,37143	-0,4492	0,3566	0,8312	
0,93326	-0,71170	0,45446	0,27768	-0,53700	0,84345	-0,75577	-0,10366	0,67470	-0,30164	-0,2995	0,6080	0,2275	
-0,03195	0,52392	-0,53484	0,34632	-0,30602	1,14492	-0,04955	-0,50935	-1,20045	-0,00747	0,1497	0,1174	-0,2543	
0,00717	-0,75681	0,44332	0,77697	0,54832	0,15249	-0,94540	-0,95840	0,20515	-0,48756	0,0000	0,5051	-0,2728	
0,84423	0,38824	-0,12074	1,03312	0,05330	0,29053	-0,06238	-0,97140	-0,88194	0,17635	0,1497	-0,8442	-0,2555	
0,52741	-0,14882	0,82576	-0,18897	0,29773	-0,70812	-0,04743	-1,20188	-0,39518	-0,76034	0,2995	0,4705	0,7012	
-0,72729	-0,26935	0,35305	0,91578	-0,11981	-0,07393	-0,93867	-0,76335	0,85344	0,11069	-0,4492	-0,4146	0,3227	
0,60532	-0,90300	-0,01708	0,05033	0,52263	-0,45902	-1,00558	-0,35087	0,76968	-0,62757	0,5989	0,9183	0,1781	
0,62498	-0,06942	-0,48936	0,14433	-0,11582	0,62501	0,93181	-0,97532	-0,31849	-0,89906	0,7487	-0,9857	-0,3841	
0,35483	-0,32806	0,92918	0,53658	0,58342	-0,30368	0,21983	0,49075	-0,98814	-0,84026	0,8984	-0,1709	-0,2927	
-0,50483	-0,73592	-0,12107	-0,92959	-0,58676	-0,43281	-0,86675	-0,14771	-0,58943	0,67949	-1,0481	0,9394	0,6932	
0,82681	0,01127	-0,20563	-1,02487	0,72802	0,21111	0,65201	-0,62814	-0,73538	-0,27861	1,1979	-0,3675	-0,2615	

-0,54321	-1,24834	-0,52813	-0,22433	-0,36643	-0,78635	0,24515	0,46194	0,76064	-0,04087	-1,3476	-0,6160	0,1918
0,78735	0,71612	-0,30303	-0,43490	0,07846	0,67787	-0,39356	0,51766	-0,88855	0,83503	1,4973	-0,0420	-0,6460
0,91470	0,03517	0,03737	-0,60693	-0,58802	-0,80875	-0,66682	-0,55842	-0,21759	0,88186	1,6471	-0,9089	-0,2232
-0,14036	-0,54033	-0,70276	-0,84795	0,49480	-0,70188	0,32849	-0,67199	0,81297	0,55374	-1,7968	-0,9568	0,3725
0,92702	0,28547	-0,59330	-0,49208	0,42873	-0,70296	-0,46920	0,96933	0,64336	0,04897	1,9465	0,2250	0,0004