

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



LAVALEF

Département de Génie Chimique

Laboratoire de Valorisation des Energies Fossiles

Mémoire de Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Chimique

Modélisation des cinétiques d'extraction des huiles essentielles par les Réseaux de Neurones Artificiels « RNA »

Réalisé par : BABA-AHMED Sarah

Sous la direction de Mr. BENYOUSSEF

Professeur (ENP)

Présenté et soutenu publiquement le : 19/06/2018

Composition du jury :

Présidente de jury	M ^{me} F.Kies	Maitre de conférences A	ENP
Encadreur	Mr E.H Benyoussef	Professeur	ENP
Examineur	Mr R.Bouarab	Professeur	ENP
Examinatrice	M ^{me} O. Rebas	Maitre de conférences B	ENP
invitée	M ^{lle} I. Ait Amer Meziane	Doctorante	ENP

ENP 2018

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

LAVALEF

Département de Génie Chimique

Laboratoire de Valorisation des Energies Fossiles

Mémoire de Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Chimique

Modélisation des cinétiques d'extraction des huiles essentielles par les Réseaux de Neurones Artificiels « RNA »

Réalisé par : BABA-AHMED Sarah

Sous la direction de Mr. BENYOUSSEF

Professeur (ENP)

Présenté et soutenu publiquement le : 19/06/2018

Composition du jury :

Présidente de jury	M ^{me} F.Kies	Maitre de conférences A	ENP
Encadreur	Mr E.H Benyoussef	Professeur	ENP
Examinateur	Mr R.Bouarab	Professeur	ENP
Examinatrice	M ^{me} O. Rebas	Maitre de conférences B	ENP
invitée	M ^{lle} I. Ait Amer Meziane	Doctorante	ENP

ENP 2018

Dédicaces

A celle qui m'a donnée la vie qui m'a encouragée soutenue et surtout souffert pour que je sois ainsi, ma très chère mère à qui je témoigne toute mon affection et mon profond amour

A mon très cher père, qui m'a accompagnée motivée et encouragée tout au long de ces années

A mes frères Djillali et Walid et à ma belle-sœur Nesrine qui ont toujours été là pour moi

A mon mari Hichem, qui m'a toujours soutenue, encouragée et poussée à donner le meilleur de moi-même durant ces années de labeur

A mes copines Kahina, Yasmine, Naila (ma camarade), Naila, Rabea, Farah, Imene, Ibtissem et Sara pour tous les fou-rires et bons moments passés ensemble

A Ilhem pour son soutien moral et sa bonne humeur

A tous ceux qui comptent pour moi

Je dédie ce travail

Sarah

Remerciements

Avant de rentrer dans le vif du sujet, je tiens à remercier et à exprimer toute ma gratitude à mon encadreur le professeur E.H BENYOUSSEF pour m'avoir encadrée tout au long de ce projet de fin d'étude, pour ses critiques, ses précieux conseils ; pour m'avoir guidée, soutenue, encouragée et surtout pour son dévouement inlassable dont il a fait preuve tout au long de l'élaboration de ce travail.

Que le Dr.Kies trouve ici mes remerciements les plus sincères pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury,

Je remercie le Pr. Bouaarab et le Dr. Rebas d'avoir pris le temps et la patience d'examiner le présent travail et pour toutes leurs remarques qui aideront à améliorer ma modeste contribution à la bibliothèque scientifique de l'école nationale polytechnique,

Sans oublier la doctorante, Mlle AIT Amer Meziane Ilhem pour avoir donné de son temps et accepté d'être parmi le jury.

Je tiens à remercier également l'ensemble des enseignants du département du Génie Chimique pour leur dévouement, pour nous avoir conseillé, orienté et soutenu et surtout pour l'enseignement de qualité dont ils nous ont fait par durant ces trois dernières années.

نمذجة حركية استخراج الزيوت الأساسية عن طريق الشبكات العصبية الاصطناعية

في الوقت الحاضر ، أصبحت محاكاة وتحسين كفاءة حركية الزيوت الأساسية أمرًا شائعًا في الواقع ، لقد حاول العديد من المؤلفين أن يقوموا بتشكيل هذه الحركات من خلال المعادلات الرياضية على أساس ظاهرة التحويل الصلبة والسائلة التي تحدث في لحظة الاستخراج . في هذا المنظور ، يهدف عملنا إلى نمذجة العديد من حركات استخراج الزيوت الأساسية من أعمال مختلفة من خلال نهج "جديد يعرف باسم "النهج العصبي" أو "الشبكات العصبية

الكلمات المفتاحية : الزيوت الأساسية ، طرق الاستخراج ، حركية الاستخلاص ، الشبكات العصبية الاصطناعية

Abstract:

Kinetics of extraction of essential oils modeling by artificial neural networks

Over the last years, the simulation and optimization of essential oils extraction have widely spread. Indeed, several authors have tried to model the kinetics using mathematical equations based on the solid-liquid mass transfer phenomena that occur during the extraction.

Therefore, the aim of this work is to model essential oils extraction kinetics from different works by applying a new approach called « Neural Approach » or « Artificial Neural Networks »

Keywords: Essential Oils, Extraction Methods, Extraction Kinetics, Artificial Neural Networks

Résumé :

Modélisation des cinétiques d'extraction des huiles essentielles par les réseaux de neurones artificiels

De nos jours, la simulation et l'optimisation des cinétiques d'extraction des huiles essentielles sont devenues courantes. En effet, plusieurs auteurs ont essayé de modéliser ces cinétiques par des équations mathématiques en se basant sur les phénomènes de transfert de matières solide-liquide qui se passent au moment de l'extraction.

Dans cette optique, notre travail a pour but de modéliser plusieurs cinétiques d'extraction des huiles essentielles de travaux différents par une nouvelle approche dite par « approche neuronale » ou par « réseaux de neurones ».

Mots clés : huiles essentielles, méthodes d'extraction, cinétiques d'extraction, réseaux de neurones artificiels

SOMMAIRE

LISTE DES TABLEAUX


LISTE DES FIGURES

LISTE DES SYMBOLES

LISTE DES ABREVIATIONS

INTRODUCTION GENERALE.....	13
Partie 1 : ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE	15
Chapitre 1 : Extraction des huiles essentielles	16
1.1. Introduction.....	17
1.2. Généralités sur les huiles essentielles	17
1.2.1 L'essence	17
1.2.2 L'huile essentielle.....	17
1.2.3 Composition chimique des HEs	18
1.3. Méthodes classiques d'extraction	21
1.3.1 Entraînement à la vapeur d'eau	21
1.3.2 Hydro-diffusion	22
1.3.3 Hydro-distillation.....	23
1.3.4 Expression ou pressage à froid	24
1.3.5 Enfleurage.....	25
1.3.6 Extraction par solvants organiques.....	26
1.4. Méthodes d'extraction innovantes	26
1.4.1 Extraction au CO ₂ supercritique	26
1.4.2 Extraction par ultrasons	27
1.4.3 Turbo hydro-distillation.....	28
1.4.4 Extraction assisté par micro-ondes	28
1.5. Etude comparative entre les différentes méthodes d'extraction	35
1.5.1 Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction	36
1.6. Travaux antérieurs.....	38
1.7. Conclusion	41
Chapitre 2 : Les réseaux de neurones artificiels « RNA ».....	42
2.1. Introduction.....	43

2.2.	Le réseau de neurones artificiels (RNA).....	43
2.2.1	Historique	43
2.2.2	Les réseaux de neurones biologiques et artificiels	44
2.3.	Architecture des réseaux de neurones artificiels.....	47
2.3.1	Le réseau de neurones bouclés (dynamiques)	47
2.3.2	Le réseau de neurones non-bouclés	48
2.4.	La Fonction d'activation des RNA	49
2.5.	Apprentissage des réseaux de neurones	50
2.5.1	L'apprentissage supervisé.....	50
2.5.2	L'Apprentissage renforcé	50
2.5.3	L'Apprentissage non-supervisé	50
2.6.	Les différents types de réseaux de neurones	51
2.6.1	Le perceptron simple	51
2.6.2	Le perceptron multi-couches « PMC ».....	52
2.6.3	Le réseau “Random Vector Functional Link”	52
2.6.4	Le RdN à base de fonction radiale.....	53
2.6.5	La carte de KOHONEN.....	53
2.6.6	Avantages et inconvénients de chaque type de réseau	54
2.7.	Procédure de sélection d'une architecture d'un réseau de neurone	56
2.8.	Le perceptron multi-couches.....	57
2.8.1	Couche d'entrée « CE ».....	57
2.8.2	Couche cachée « CC ».....	57
2.8.3	Couche de sortie « CS »	57
2.8.4	Apprentissage du PMC	58
2.9.	Application des réseaux de neurones dans les procédés chimiques.....	60
2.10.	Conclusion.....	63
Partie 2 : SIMULATION ET INTERPRETATION		64
Chapitre 1 : Simulation et interprétation.....		65
1.1.	Construction de la base de données	66
1.2.	Simulation	68
1.3.	Résultats.....	74
1.3.1	Résultats de la simulation avec 4 entrées (ME, D, m/V et t).....	75



1.3.2	Résultats de la simulation pour cinq entrées : ME, D, m, P et t	78
1.3.3	Résultats de la simulation pour cinq inputs (ME, D, m/V, P et t)	82
1.3.4	Résultats de la simulation pour cinq entrées (ME, D, m/V, Q et t)	86
1.3.5	Résultats de la simulation pour cinq entrées (ME, D, m, Q et t)	89
1.3.6	Résultats de la simulation pour toutes les entrées (ME, D, m/V, Q, P et t)....	92
1.4.	Discussion des résultats	96
1.5.	Conclusion	97
CONCLUSION GENERALE		98
BIBLIOGRAPHIE		100
ANNEXES		108

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1 : Etude comparative entre les différentes méthodes d'extraction.....	36
Tableau 1-2 : Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction	37
Tableau 1-3 : Travaux antérieurs	38
Tableau 1-4 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel.....	47
Tableau 1-5 : Fonctions d'activations	49
Tableau 1-6 : Avantages et inconvénients de chaque type de réseau.....	55
Tableau 1-7 : Travaux antérieurs	62
Tableau 2-1 : Plantes et familles de plantes citées dans les travaux (Baser, et al., 2010).....	67
Tableau 2-2 : Base de données avec quatre inputs (ME, D, m/V et t)	69
Tableau 2-3 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m, P et t).....	70
Tableau 2-4 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m/V, P et t).....	71
Tableau 2-5 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m/V, Q et t)	72
Tableau 2-6 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m, Q et t)	73
Tableau 2-7 : Base de données avec six inputs (ME, D, m/V, Q, P et t)	74
Tableau 2-8 : Tableau récapitulatif des meilleurs résultats obtenus pour les différentes entrées	96

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : isoprène 2méthylbuta-1,3-diène	19
Figure 1-2: liaisons tête-queue	19
Figure 1-3:Exemples de structures de mono- et sesquiterpènes	20
Figure 1-4 : Exemples de structures de composés dérivés du phényle propane	21
Figure 1-5 : procédé d'extraction par entrainement de la vapeur.....	22
Figure 1-6 : procédé d'extraction par hydro-diffusion.....	23
Figure 1-7 : procédé d'extraction par hydro-distillation	24
Figure 1-8 : Expression à froid.....	25
Figure 1-9 : Enfleurage à froid	25
Figure 1-10 : Schéma de principe d'extraction par CO ₂ supercritique	27
Figure 1-11 : Procédé de turbo hydro-distillation	28
Figure 1-12 : Spectre électromagnétique	29
Figure 1-13 : Mécanismes de base de transfert de chaleur et de masse dans l'extraction classique et par micro-ondes des produits naturels	30
Figure 1-14 : Montage de l'hydro-distillation assistée par micro-ondes.....	31
Figure 1-15 : Extraction par solvant assistée par micro-ondes	33
Figure 1-16 : Extraction sans solvant assistée par micro-ondes.....	34
Figure 1-17 : Entrainement à l'air assisté par micro-ondes	34
Figure 1-18 : Hydro-distillation sous pression réduite assistée par micro-ondes.....	35
Figure 1-19 : Le neurone biologique.....	45
Figure 1-20 : Modèle d'un neurone formel	46
Figure 1-21 : Architecture d'un réseau de neurone bouclé	48
Figure 1-22 : Architecture d'un réseau de neurones non-bouclé	49
Figure 1-23 : Le perceptron simple	51
Figure 1-24 : Architecture du perceptron multicouche	52
Figure 1-25 : Architecture du RVFLNN	53
Figure 1-26 : Architecture du RBF	53
Figure 1-27 : Architecture d'une carte de KOHONEN.....	54
Figure 1-28 : Procédure de sélection d'une architecture d'un réseau de neurones	56
Figure 2-1 : Modèle de PMC sur Matlab	69
Figure 2-2 : Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour neuf neurones cachés .	75
Figure 2-3 : Résultats obtenus la MSE pour neuf neurones cachés	76
Figure 2-4 : extraction de l'HE de carvi par HD, (Farhat, et al., 2010)	76
Figure 2-5 : Extraction de l'huile essentielle d'Eucalyptus par HD - (Babu, et al., 2009)	77
Figure 2-6 : Extraction de l'huile essentielle de Myrte par HD- (Berka-Zougali, et al., 2012) 77	
Figure 2-7 : Extraction de l'huile essentielle du laurier cerise par HD- (Stanisavljević, et al., 2014).....	78
Figure 2-8 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour neuf neurones cachés.....	79
Figure 2-9 : Résultats de la MSE obtenus pour neuf neurones cachés	80
Figure 2-10 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par ESSAMO (Filly, et al., 2014) .	80
Figure 2-11 : Extraction de l'huile essentielle d'écorces d'orange par HDFAMOG- (Boukroufa, et al., 2015)	81
Figure 2-12 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HDFAMOG- (Bousbia, 2009)	81
Figure 2-13 : Extraction de l'huile essentielle de Romarin par HDFAMOG- (Bousbia, 2009)	82
Figure 2-14 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HDFAMOG- (Bousbia, 2009)	82

Figure 2-15 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour huit neurones cachés ...	83
Figure 2-16 : Résultats de la MSE obtenus pour huit neurones cachés	84
Figure 2-17 : Extraction de l'huile essentielle du Thym par HD- (Golmakani, et al., 2008) ...	84
Figure 2-18 : Extraction de l'huile essentielle des feuilles de Patchouli par MAHD - (Kusuma, et al., 2016).....	85
Figure 2-19 : Extraction de l'huile essentielle de Nigelle par MO - (Benkaci-Ali, et al., 2006)	85
Figure 2-20 : Extraction de l'huile essentielle de nigelle par MO- (Benkaci-Ali, et al., 2006)	86
Figure 2-21 : Extraction de l'huile essentielle de nigelle par MO- (Benkaci-Ali, et al., 2006)	86
Figure 2-22 : Résultats du coefficient de corrélation R et de la MSE pour 11 neurones cachés	87
Figure 2-23 : Résultats la MSE obtenus pour 11 neurones cachés	87
Figure 2-24 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HD- (Ouzzar, et al., 2015)	88
Figure 2-25 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HD - (Ouzzar, et al., 2015)	88
Figure 2-26 : Extraction de l'huile essentielle de la tige de sauge par HD- (Veličković, et al., 2001).....	89
Figure 2-27 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour dix neurones cachés.....	90
Figure 2-28 : Résultats de la MSE obtenus pour dix neurones cachés.....	91
Figure 2-29 : Extraction de l'huile essentielle de menthe par HD- (Benyoussef, et al., 2005)	91
Figure 2-30 : Extraction de l'huile essentielle de lavande par EVE- (Cerpa, et al., 2008).....	92
Figure 2-31 : Extraction de l'huile essentielle de basilic par EVE- (Cassel, et al., 2009).....	92
Figure 2-32 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour huit neurones cachés ...	93
Figure 2-33 : Résultats de la MSE obtenus pour huit neurones cachés	93
Figure 2-34 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008).....	94
Figure 2-35 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008).....	94
Figure 2-36 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par MAHD- (Pavicevic, 2015).....	95
Figure 2-37 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par MAHD- (Pavicevic, 2015).....	95

LISTE DES SYMBOLES

x_i	Les entrées du neurone
w_{ij}	Paramètre de pondération
o_j	La sortie du neurone
$\Phi (\sum x_i \cdot w_{ij})$	La fonction d'activation du neurone
Θ_j	Le seuil du neurone
$O(\vec{x}) = \frac{1}{1 + e^{-y}}$	Fonction d'activation du PMC
$H_i = \exp \left(\frac{ x_i - \mu_i }{2\sigma_i} \right)$	Fonction d'activation RBF
$E = \sum_k e_k = \sum_f l(f_k - y_k)$	Calcul de l'erreur pour chaque valeur de sortie
E	La somme de toutes les erreurs
e_k	L'erreur de chaque sortie
$\Delta W_{ij} = \alpha \delta_{wi} f(x_i(t))$	Calcul du gradient d'erreur
α	Le taux d'apprentissage
δ_{wi}	Le taux de réadaptation partielle des poids
$\delta_{wis} = (y_{di} - y_i)$	Le taux de réadaptation partielle des poids pour les neurones de la couche de sortie
$\delta_{wi} = \sum \delta_{wsi} W_{ij}$	Le taux de réadaptation partielle des poids pour les neurones des autres neurones
$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha \Delta W_{ij}(t)$	Mise à jour de tous les poids
$J_n(\vec{w})$	La matrice jacobienne
$\zeta_n(\vec{w}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w})$	La fonction de cout
$\vec{e}(n)$	Le vecteur d'erreur

LISTE DES ABREVIATIONS

Abréviations	Nom
ADALINE	Adaptative Linear Element
CE	Couche d'entrée
CC	Couche cachée
CO ₂	Dioxyde de Carbone
CS	Couche de sortie
D	Le type dépôt de l'huile essentielle dans la plante
ESSAMO	Extraction Sans Solvant Assistée par Micro-Ondes
EVE	Entrainement à la Vapeur d'Eau
EVEAMO	Entrainement à la Vapeur d'Eau Assisté par Micro-ondes
HD	Hydro-distillation
HDAMO	Hydro-distillation Assistée par Micro-Ondes
HDfAMOG	Hydro-diffusion Assistée par Micro-Ondes et Graivté
HEs	Les huiles essentielles
m/V	Le ratio de la matière végétale (g/ml)
m	Masse (g)
ME	Méthode d'extraction
MO	Micro-Ondes
MSE	Mean Square Error ou Erreur quadratique moyenne
P	Puissance (Watt)
P _c	Pression critique (atm)
Q	Débit (ml/min)
R	Le coefficient de corrélation
RNA	Réseau de neurones artificiels
RdN	Réseau de neurone
RBF	Le RdN à base de fonction radiale
T _c	Temperature critique (°C)
t	Temps d'extraction (min)
t _{max}	Temps maximal d'extraction (min)
V	Volume d'eau utilisé (ml)
VMHD	Vacuum Microwave Hydro Distillation
y _{max}	Rendement maximal (%)

INTRODUCTION GENERALE

Depuis des millénaires, les Huiles Essentielles (HEs) sont utilisées dans divers domaines et occupent une place très importante dans la vie des hommes qui les utilisaient pour aromatiser la nourriture, se parfumer et surtout pour se soigner. De nos jours, les industries pharmaceutiques, cosmétiques, agroalimentaires et mêmes les parfumeries se disputent le marché des HEs pour leurs senteurs et plus particulièrement pour leurs divers bienfaits. En effet, ces HEs ont des vertus aromatiques que l'on peut utiliser en cuisine mais aussi, des vertus thérapeutiques que l'on utilise dans le domaine médical.

Depuis l'hydro-distillation jusqu'aux dernières méthodes à micro-ondes, plusieurs procédés d'extraction ont été développés pour obtenir des HEs et maximiser leur rendement. Certains de ces procédés nécessitent l'utilisation d'une modélisation des cinétiques d'extraction permettant la compréhension, l'optimisation, le contrôle et la conception du processus industriel d'extraction. Cette dernière se base sur des équations mathématiques permettant de modéliser les phénomènes de transferts de matières se déroulant lors de l'extraction. Cette méthode présente toutefois un inconvénient majeur puisqu'elle engendre un temps d'exécution relativement long.

Dans un souci d'amélioration des performances des méthodes précédemment citées, de nouvelles méthodes de modélisation sont apparues et donnent des résultats quasi instantanés. En effet, les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) ont connus un succès fulgurant ces dernières années. De l'informatique à la médecine en passant par le génie chimique, les RNA ne cessent de se développer dans différents domaines d'applications, et les résultats obtenus par ces derniers n'ont rien à envier à ceux obtenus par la modélisation classique.

Notre objectif est de d'exécuter une modélisation des cinétiques d'extraction des HE de différents travaux à travers une toute nouvelle méthode qui est la modélisation par les RNA.

Le présent mémoire comporte deux parties ; la première est dédiée à une revue de la littérature alors que la seconde partie met en œuvre le travail de modélisation réalisé.

Partie 1

La première partie comporte deux chapitres :

Le premier chapitre est consacré aux HE, leur composition chimique, les différentes méthodes de leur obtention ainsi qu'une partie de revue de littérature qui met en avant les différents travaux réalisés sur les cinétiques d'extraction des HE.

Le second chapitre présente un bref historique sur les RNA depuis leur apparition jusqu'à ce jour. Par la suite, nous comparerons les neurones artificiels aux neurones biologiques tout en énumérant les types de RNA les plus usitées. Ainsi, nous discuterons de la sélection de l'architecture de notre réseau de neurones et clôturerons par les travaux antérieurs réalisés sur la modélisation des cinétiques d'extraction par les RNA.

Partie 2

La seconde partie sera constituée d'un seul chapitre où nous mettrons l'accent sur la méthodologie adoptée pour la modélisation, et passeront par la suite aux résultats obtenus que nous discuterons.

Partie 1 : ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE

Chapitre 1 : Extraction des huiles essentielles

Chapitre 1 : Extraction des huiles essentielles

1.1. Introduction

Depuis la nuit des temps, les hindous, les égyptiens, les perses, les grecs, les romains et enfin les arabes ont eu recours aux huiles essentielles. En effet, les HEs étaient très convoitées par ces civilisations pour leur parfum odorant et surtout pour leurs applications médicinales (Lafon, et al., 1988) .

En effet, les plantes représentent la principale source de principes actifs dont le rôle et l'utilisation sont très variés. Ainsi, les huiles essentielles (HEs) constituent l'un des principes actifs les plus remarquables par leurs nombreuses propriétés : organoleptiques, odorantes, curatives,...et par leurs multiples et diverses applications dans le secteur industriel (Lafon, et al., 1988)

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord parler des HEs en général, puis nous allons voir tous les procédés d'extraction de ces HEs de la plus ancienne à la plus innovante des méthodes.

1.2. Généralités sur les huiles essentielles

1.2.1 L'essence

L'essence est élaborée dans les tissus de la plante aromatique par le processus de la photosynthèse qui convertit l'énergie solaire en énergie chimique, notamment en sucres. Cela conduit à la construction de chaînes carbonées particulières : les phényles propanoïdes et terpénoïdes, précurseurs des essences aromatiques.

Au fur et à mesure que s'élaborent les essences par le biais de cellules sécrétrices, elles sont stockées au sein des tissus des plantes aromatiques dans des micro-poches. Ce sont elles qui, éclatées lorsque l'on froisse une feuille, une tige ou une fleur, libèrent un peu d'essence.

Lorsque nous distillons des plantes aromatiques, la vapeur d'eau fait éclater les micro-poches à essence et la part la plus volatile de celle-ci est extraite. (El Abed, et al., 2003)

1.2.2 L'huile essentielle

L'Huile Essentielle est le résultat de la transformation de l'Essence lors de la distillation d'une plante aromatique.

En simple, l'Huile Essentielle est l'essence distillée. Leur composition diffère sensiblement car, d'une part, un phénomène d'oxydoréduction intervient durant le processus d'extraction

conduisant à une transformation de certaines molécules, et, d'autre part, les molécules les plus lourdes (au-delà des C₁₅), liées à l'essence primaire au sein de la plante et aux substances résineuses, ne sont pas entraînées lors de la distillation. (El Abed, et al., 2003)

Les huiles essentielles ou les essences végétales sont donc des produits huileux, odorants, volatils, et incolores ou légèrement teintés, obtenus par entraînement à la vapeur de la matière végétale ou par plusieurs autres méthodes que nous verrons ci-dessous (Budavari, et al., 1996):

Ces HEs existent en grande partie dans le règne végétal et se rencontrent uniquement chez les plantes supérieures. Elles se trouvent en quantité appréciable chez environ 2000 espèces réparties en 60 familles botaniques.

Nous citerons à titre d'exemple : les Myrtacées (eucalyptus, girofle,...), les Rutacées ou Hespéridés (citron, orange,...), les Apiécées (anis, angélique, carotte, carvi, cerfeuil, persil, coriandre,...), les Lamiacées (thym, lavande, menthe, patchouli, romarin, basilic,...), et les Conifères (cèdre, cyprès, pin, épicéa, sapin,...) (Richter, 1993)

Elles se forment dans des cellules spécialisées, le plus souvent, regroupées en poches ou en canaux sécréteurs et elles sont ensuite transportées dans les différentes parties de la plante, lors de la croissance de cette dernière. Elles sont peu solubles dans l'eau et solubles dans les solvants organiques (éther, alcool, hexane, pentane,...). Elles dissolvent les graisses, l'iode, le soufre, le phosphore et réduisent certains sels. En outre, elles s'oxydent et se polymérisent facilement. Pour éviter cela, il faut les conserver à l'abri de la lumière et de l'air (Bernard, et al., Oct, 1988)

1.2.3 Composition chimique des HEs

La composition des HEs est très complexe, elle peut varier selon plusieurs facteurs, à savoir : l'origine géographique et botanique, les conditions climatiques, la nature du sol... Néanmoins, on peut répertorier leur composition selon les familles suivantes :

- Les terpènes ;
- Les composés aromatiques ;
- Les composés d'origines variées.

1.2.3.1. Les terpènes :

Les terpènes constituent les principaux composants des HEs. Ce sont des hydrocarbures formés par l'assemblage de deux ou plusieurs unités isopréniques. Ce sont des polymères de l'isoprène de formule brute $(C_5H_8)_n$ (figure1-1).

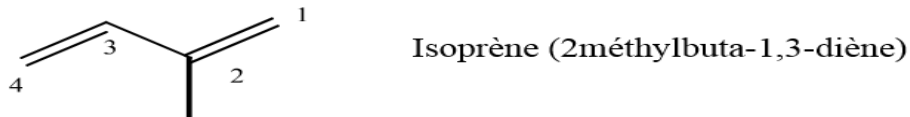


Figure 1-1 : isoprène 2méthylbuta-1,3-diène

Ces unités isopréniques se lient entre elles le plus souvent par des liaisons dites régulières de type tête-queue. Comme ils peuvent se lier par des liaisons dites irrégulières de type artémésyl, santolinyl, lavandulyl et chrysanthémyle (figure 1-2).

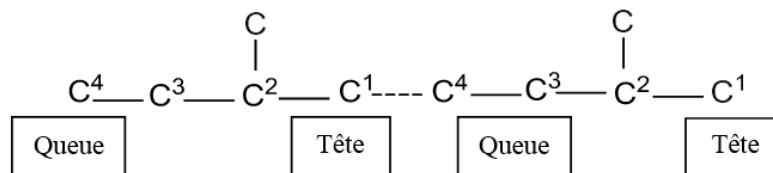


Figure 1-2: liaisons tête-queue

Selon le nombre d'unités isopréniques associées, les terpènes sont classés : en héli- (C_5), mono- (C_{10}); sesqui- (C_{15}); di- (C_{20}); tri- (C_{30}); tétra- (C_{40}) terpènes et poly-terpènes. Les terpènes sont souvent responsables des odeurs caractéristiques des plantes (Finar, 1994)

Les terpènes sont de structures très diverses. Ils peuvent être acycliques (géraniol, linalol, citronellol,...), monocycliques (menthol, α -terpinéol, thymol,...) ou bi-cycliques (bornéol, fenchol,...) et contiennent la plupart des fonctions chimiques des matières organiques : alcool, aldéhyde,...et cétone. (Finar, 1994)

A titre indicatif, quelques structures de mono-terpènes et de sesquiterpènes sont représentées sur la figure 1-3:

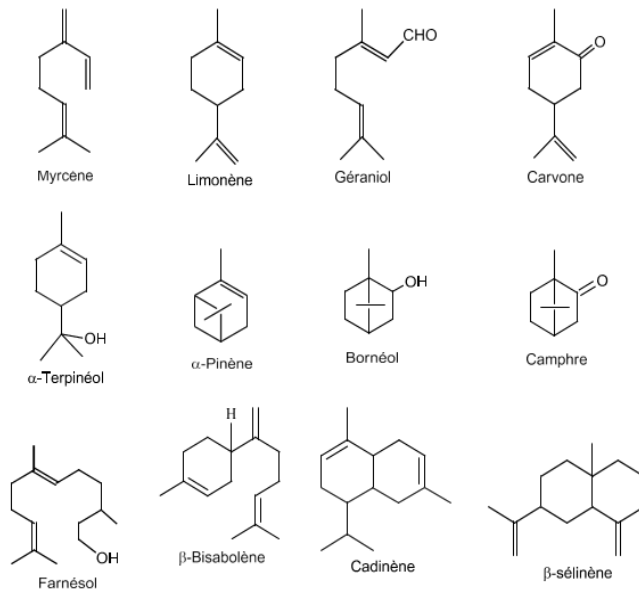


Figure 1-3: Exemples de structures de mono- et sesquiterpènes

1.2.3.2. Composés aromatiques

Les composés aromatiques dérivent du phénylpropane (C_6-C_3). Ils sont moins fréquents que les terpènes. Cette classe comprend des composés odorants comme la vanilline, l'eugénol, l'anéthol, l'estragol,... (Figure 1-4). Ils sont fréquemment rencontrés dans les HEs d'Apiécée (anis, fenouil, persil, etc...) et sont caractéristiques de celles de la vanille, de l'estragon, du basilic, du clou de girofle,... (Bruneton, 1999) Ils se distinguent entre eux par :

Le nombre et la position des groupements hydroxyle et méthoxy ;

La position de la double liaison de la chaîne latérale, allylique ou propénylique ;

Le degré d'oxydation de la chaîne aliphatique (alcool, aldéhyde, cétone ou acide...).

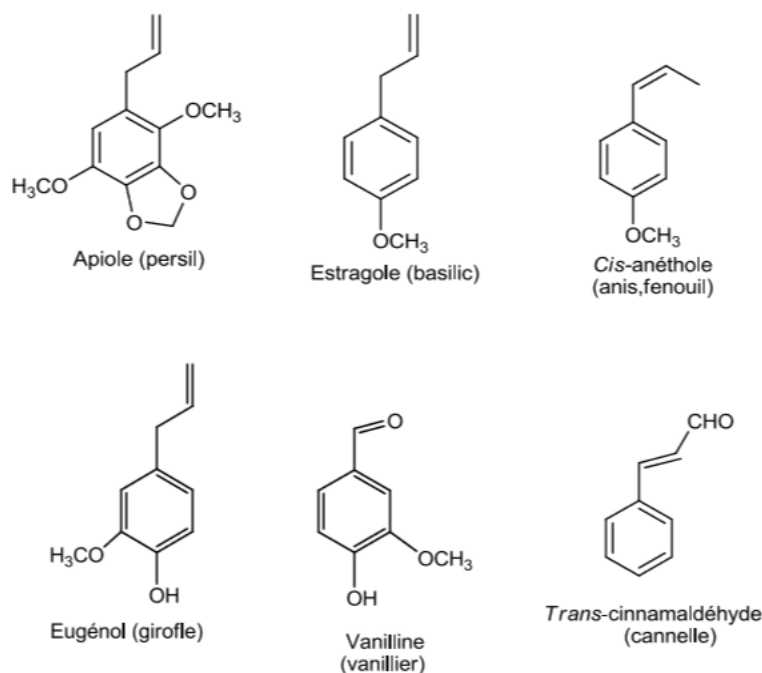


Figure 1-4 : Exemples de structures de composés dérivés du phényle propane

1.2.3.3. Composés d'origine variée

En général, les composés d'origine variée de faible masse moléculaire, entraînés lors de l'hydro-distillation, sont des hydrocarbures aliphatiques à chaîne linéaire ou ramifiée porteurs de différentes fonctions (Seu-Saberno, et al., Mai, 1984). A titre indicatif, on peut citer :

- L'heptane et la paraffine dans l'essence de camomille;
- Des acides en C3 et C10;
- Des esters acycliques présents surtout dans les fruits : acétate de butyle (pomme), acétate d'isoamyle (banane);
- Des aldéhydes comme l'octanal et le décanal des Citrus;
- Des alcools comme le 1-octène-3-ol de l'essence de lavande,...

1.3. Méthodes classiques d'extraction

1.3.1 Entraînement à la vapeur d'eau

L'entraînement à la vapeur est l'un des plus anciens procédés d'extraction pour l'obtention des HEs. Dans ce type d'extraction il n'y a pas de macération ; la matière végétale n'est pas mise en contact directe avec l'eau mais elle déposée sur une grille perforée qui véhicule de la vapeur d'eau qui est fournie par une chaudière (figure 1-5). Cette vapeur d'eau traverse la matière végétale de bas en haut, éclate les cellules et entraîne les molécules volatiles. On obtient alors

des vapeurs qui se composent d'eau et d'HEs. Le mélange est conduit vers le condenseur et l'essencier avant d'être séparé en une phase aqueuse et une phase organique contenant l'HE. Le fait qu'il n'y ait aucun contact entre l'eau et la matière végétale, permet d'éviter tout phénomène d'hydrolyse et d'avoir une HE de très bonne qualité (Bruneton, 1999) (Fernandez, et al., 2012) (Meyer-Warnod, 1984)

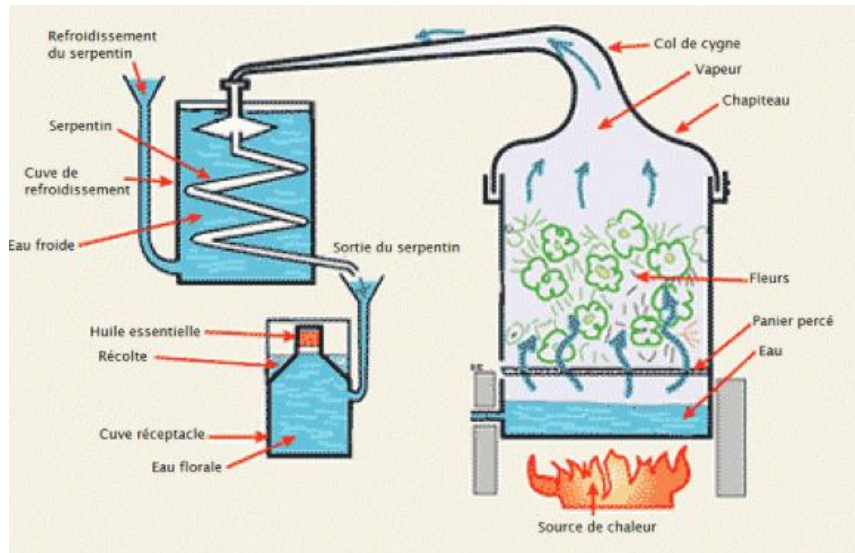


Figure 1-5 : procédé d'extraction par entraînement de la vapeur

1.3.2 Hydro-diffusion

L'hydro-diffusion est une méthode d'extraction similaire à la méthode de l'entraînement à la vapeur. Comme pour cette dernière, la matière végétale n'est pas mise en contact avec l'eau et elle est supportée sur une grille (figure 1-6). Mais la différence réside dans le fait que les vapeurs d'eau passent de bas en haut dans le cas de l'entraînement à la vapeur et dans le sens inverse c'est-à-dire de haut en bas à faible pression dans le cas de l'hydro-diffusion. Cette méthode est plus rapide et présente donc l'avantage d'être moins néfaste avec les composés volatils et surtout d'être plus économe en terme de temps, de vapeurs d'eau utilisées et donc en énergie. Cependant, l'huile essentielle obtenue avec ce procédé contient des composés non volatils ce qui lui vaut une appellation spéciale: « essence de percolation » (Franchomme, et al., 1990)

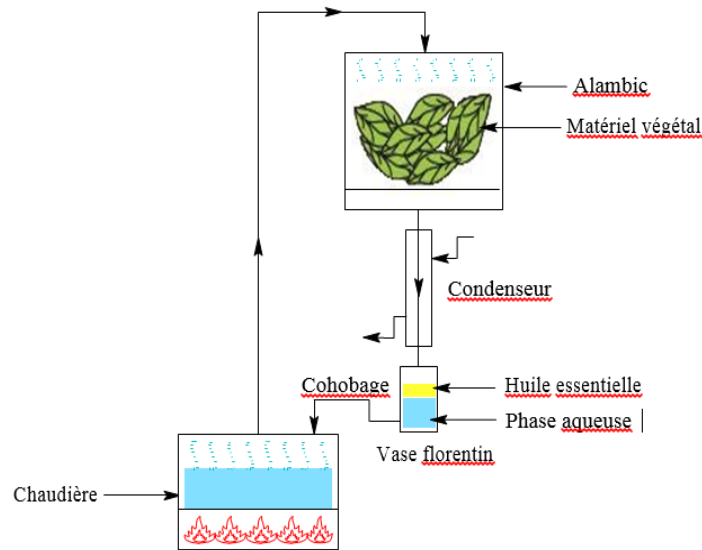


Figure 1-6 : procédé d'extraction par hydro-diffusion

1.3.3 Hydro-distillation

L'hydro-distillation est une méthode très ancienne et qui est couramment utilisée jusqu'à nos jours. Le principe d'hydro-distillation correspond à une distillation hétérogène. Ainsi, ce type de procédé consiste à plonger dans de l'eau la matière végétale dont on veut extraire l'HE. Le mélange est porté à ébullition à pression atmosphérique et sous l'effet de la chaleur, les molécules odorantes contenues dans les glandes sécrétrices des végétaux sont libérées sous forme d'un mélange azéotrope. Sachant que la température d'ébullition d'un mélange est atteinte lorsque la somme des tensions de vapeur de chacun des constituants est égale à la pression d'évaporation, elle est donc inférieure à chacun des points d'ébullition des substances pures (Meyer-Warnod, 1984).

Ainsi, le mélange azéotrope « eau + huile essentielle » distille à une température égale à 100°C à pression atmosphérique alors que les températures d'ébullition des composés aromatiques sont pour la plupart très élevées. Le mélange des vapeurs hétérogènes est ensuite condensé puis refroidi dans un vase florentin ou un essencier. On obtient alors deux phases du fait de la condensation et de leurs différences de densité; une phase organique contenant l'HE et une phase aqueuse contenant de l'eau. La distillation peut s'effectuer avec ou sans recyclage de la phase aqueuse obtenue lors de la décantation (Clevenger J.F., 1928).

La figure 1-7 illustre le procédé d'extraction des HEs par hydro-distillation :

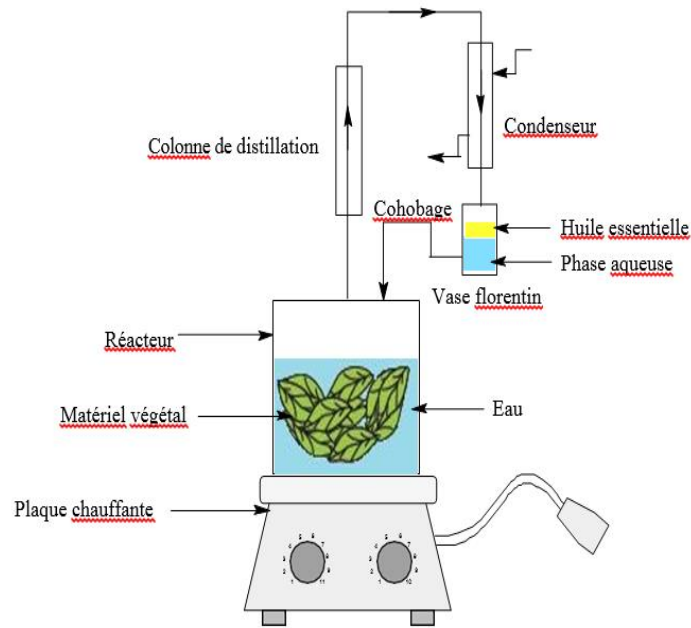


Figure 1-7 : procédé d'extraction par hydro-distillation

1.3.4 Expression ou pressage à froid

L'expression à froid est une méthode d'extraction usitée pour l'obtention des essences d'agrumes et hespéridés contenue dans le zeste c'est-à-dire dans la partie superficielle de l'écorce du fruit. Autrefois, les fruits étaient frottés manuellement sur des parois garnies de picots d'une écuelle de bois et l'huile exprimée était recueillie à l'aide d'une éponge. Elle était ensuite soigneusement filtrée. Quatre à cinq heures sont nécessaires pour traiter une centaine de kilo d'écorces, sans compter les pertes de rendement. Actuellement, les fruits sont comprimés à froid et l'huile essentielle et le jus recueillis sont séparés par centrifugation (figure 1-8). Cette méthode a l'avantage d'être plus rapide et très efficace et donne par conséquent une essence de bonne qualité (MÖLLER, 2008) (Beneteaud, 2011)



Figure 1-8 : Expression à froid

1.3.5 Enfleurage

L'enfleurage est une méthode d'extraction très ancienne. On distingue deux types d'enfleurage : l'enfleurage à chaud et l'enfleurage à froid.

L'enfleurage à froid est réservé aux huiles florales de très grande qualité. Le principe est très simple. On étale les pétales sur des châssis enduits de graisses inodores puis ces dernières absorbent le parfum des fleurs. Les pétales sont renouvelées régulièrement jusqu'à saturation de la graisse (figure 1-9). (Un kilo de matière grasse pour deux ou trois kilos de fleurs). On obtient alors une pommade qu'on fait fondre au bain-marie et qu'on laisse décanter. Une fois refroidie, on traite cette matière grasse à l'alcool qui entrainera le parfum seul (DUGO G. et DI GIACOMO A., 2002) .

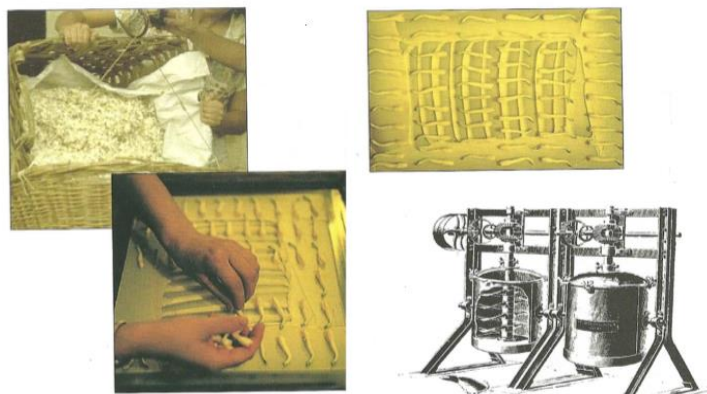


Figure 1-9 : Enfleurage à froid

D'autre part, l'enfleurage à chaud consiste à faire fondre une matière grasse inodore au bain-marie et d'y incorporer les plantes pendant 24 heures. Il faut répéter l'opération autant de fois que nécessaire afin d'assurer le passage d'un maximum d'arômes dans la graisse. La pommade obtenue est ensuite traitée de la même façon que l'enfleurage à froid (Beneteaud, 2011).

1.3.6 Extraction par solvants organiques

L'extraction par solvants organiques est une méthode très usitée. Son principe est très simple, on mélange le solvant et la matière végétale dans un soxhlet et on chauffe le mélange. Ce procédé nous permet d'avoir :

- Le résinoïde : résultat du traitement des baumes, gommes et résines utilisés tels quels par le parfumeur.
- La concrète : résultat du traitement de tous les organes de la plante.
- L'absolue: résultat du traitement de la concrète à l'alcool pour éliminer les cires et les pigments.

La concrète ainsi obtenue est mélangée avec de l'alcool et est distillée à des températures très basses puis concentrée afin d'obtenir l'HE ou l'absolue (Marrouf, 2009)

Toutefois, pour mener à bien cette extraction, et afin d'améliorer les paramètres techniques et économiques, il est nécessaire de choisir correctement le solvant organique selon les critères suivants : sélectivité, stabilité, inertie chimique et température d'ébullition pas trop élevée pour permettre son élimination totale (Beneteaud, 2011).

1.4. Méthodes d'extraction innovantes

1.4.1 Extraction au CO₂ supercritique

L'extraction au CO₂ supercritique est l'un des procédés d'extraction les plus récents utilisés surtout en agroalimentaire. La particularité de ce procédé réside dans le fluide utilisé qui est le plus souvent du CO₂ pour ses propriétés. Le CO₂ est thermodynamiquement stable, inodore, ininflammable, insipide, et incolore. L'originalité de cette technique réside dans le fait que le CO₂ utilisé dans des conditions particulières, c'est-à-dire à une pression critique ($P_c=73.6\text{bar}$) et à une température critique ($T_c=31.4^\circ\text{C}$) le CO₂ se trouve dans un état dit supercritique

intermédiaire entre le liquide et le gaz. Dans cet état, le CO₂ présente la particularité d'extraire les molécules aromatiques à partir de la matière première (PELLERIN, 2001).

Le principe de cette méthode reste simple :

- La matière végétale est chargée dans l'extracteur, puis le CO₂ introduit sous pression et réfrigéré ;
- Le mélange est recueilli dans un vase d'expansion. La pression y étant réduite, le CO₂ reprend sa forme gazeuse et est complètement éliminé. L'extract végétal est isolé ;
- Les matières premières ainsi obtenues sont proches du produit naturel d'origine et sans solvant résiduel.

L'avantage de cette méthode est la possibilité d'éliminer et de recycler le solvant par simple compression détente (Khajeh, et al., 2014).

La figure 1-10 montre le schéma de principe d'extraction des HEs par CO₂ supercritique.

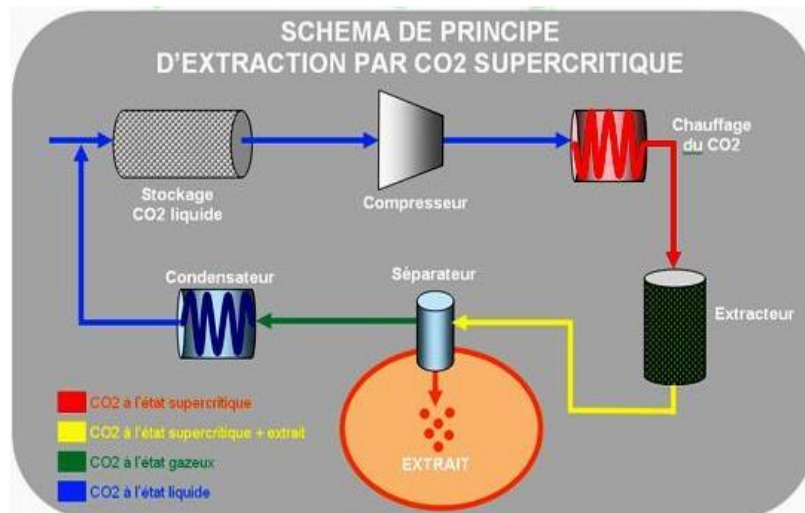


Figure 1-10 : Schéma de principe d'extraction par CO₂ supercritique

1.4.2 Extraction par ultrasons

L'extraction par ultrasons ou la sonication est une méthode simple, efficace, et peu coûteuse. Elle est analogue à l'extraction par solvant mais elle est beaucoup plus rapide et elle utilise beaucoup moins de solvants et d'énergie. Son principe consiste à immerger la matière végétale dans l'eau ou dans le solvant, et en même temps elle est soumise à l'action des ultrasons. Pendant la sonication, les ondes sonores (20 kHz à 10 MHz) utilisées induisent des vibrations

mécaniques agissant comme un piston dans la surface du milieu, et conduisent au phénomène de cavitation à travers une succession de phases d'expansion et de compression. L'implosion des bulles de cavitation générées donne lieu à des micro-jets pour détruire les glandes sécrétrices des HEs afin de faciliter le transfert de masse et la libération de l'HE (Meullemiestre, et al., 2015)

1.4.3 Turbo hydro-distillation

La turbo hydro-distillation est un procédé d'hydro-distillation accéléré en discontinu. Son principe consiste à immerger la matière végétale dans un alambic et ensuite l'ensemble est porté continuellement à ébullition sous pression atmosphérique (figure 1-11). L'alambic contenant la matière végétale est équipé d'un robot agitateur qui permet d'une part, la dilacération des matières végétales, d'autre part, une agitation turbulente, d'où un meilleur coefficient de transfert thermique et une augmentation de la surface de vaporisation. Outre le recyclage des eaux de cohobage, ce procédé permet la récupération des fractions les plus volatiles grâce à un système de condensation secondaire (Li, et al., 2014)

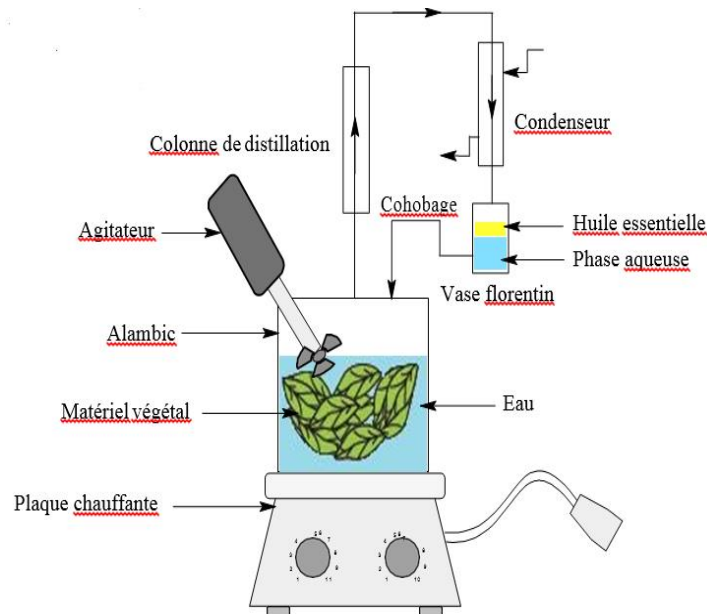


Figure 1-11 : Procédé de turbo hydro-distillation

1.4.4 Extraction assisté par micro-ondes

Les micro-ondes sont des ondes électromagnétiques qui utilisent un champ électromagnétique à une fréquence comprise entre 300 MHz et 300 GHz. Ces fréquences se situent entre les

infrarouges et les ondes radio dans le spectre électromagnétique avec une longueur d'onde allant de 1mm jusqu'à 1m. La fréquence la plus utilisée correspond à celle utilisée pour les fours à micro-ondes de cuisine qui est de 2450 MHz et ceci correspond à une longueur d'onde de 12.2 cm (Leonelli, et al., 2013) (Figure1-12).

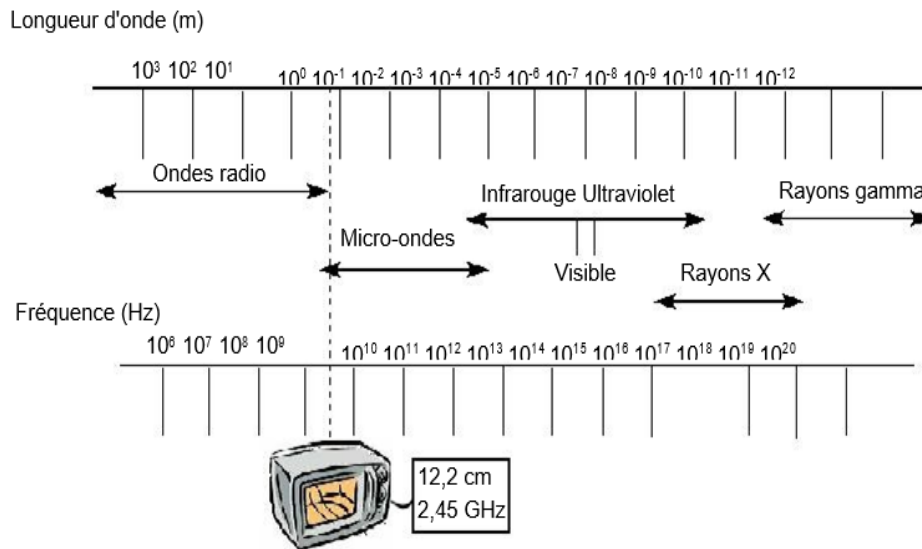


Figure 1-12 : Spectre électromagnétique

Dans l'extraction par micro-ondes comme dans l'extraction classique, nous sommes en présence de deux phénomènes de transfert, à savoir le transfert de chaleur et le transfert de matière (masse). Dans l'extraction par micro-ondes, ces deux phénomènes de transfert se font dans la même direction c'est-à-dire de l'intérieur vers l'extérieur. Contrairement à la méthode conventionnelle, où le transfert de masse se fait de la même façon que pour la méthode d'extraction avec micro-ondes, le transfert de chaleur se fait dans le sens inverse c'est-à-dire du récipient vers la matière végétale (Metaxas, 1988) (Roussy, et al., 1995) (Figure1-13).

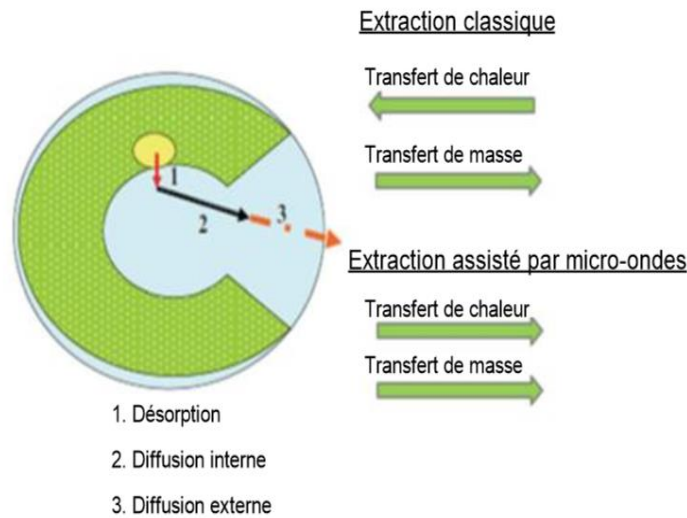


Figure 1-13 : Mécanismes de base de transfert de chaleur et de masse dans l'extraction classique et par micro-ondes des produits naturels

En effet, le transfert de chaleur est la principale caractéristique du chauffage par micro-ondes. Traditionnellement, dans le transfert de chaleur du procédé classique, l'énergie est transférée à la matière par convection, par conduction et par le phénomène de radiation à travers la surface externe de la matière en présence de gradients thermiques.

En revanche, dans l'extraction par micro-ondes, l'énergie des micro-ondes est délivrée directement aux matériaux à travers les interactions moléculaires avec le champ électromagnétique par l'intermédiaire de la conversion d'énergie électromagnétique en énergie thermique (Veggi, et al., 2013).

Il existe plusieurs nouvelles méthodes d'extraction assistées par micro-ondes qui ont été réalisées et qui ont donné de bons résultats, on peut citer parmi elles :

- L'hydro-distillation assistée par micro-ondes ;
- L'extraction par solvant assistée par micro-ondes ;
- L'extraction sans solvant assistée par micro-ondes ;
- L'entraînement à l'air assisté par micro-ondes ;
- L'hydro-distillation sous pression réduite assistée par micro-ondes.

1.4.4.1. Hydro-distillation assistée par micro-ondes (HDAMO)

L'hydro-distillation assistée par micro-ondes est un procédé similaire à celui de l'hydro-distillation classique sauf que dans cette nouvelle méthode, une partie du procédé est installée à l'intérieur du four à micro-ondes et la partie restante se trouve à l'extérieur de cet appareil.

Le principe étant très simple : la matière végétale est disposée dans un réacteur à l'intérieur du four à micro-ondes en présence d'une quantité d'eau et les essences végétales sont ensuite récupérées à l'aide du système de réfrigération qui se trouve à l'extérieur du four (figure 1-14) (STASHENKO, et al., 2004a).

Cette méthode présente de nombreux avantages, on compte parmi eux : la rapidité d'extraction et la similitude de la composition de l'huile par rapport à une hydro-distillation classique (STASHENKO, et al., 2004b).

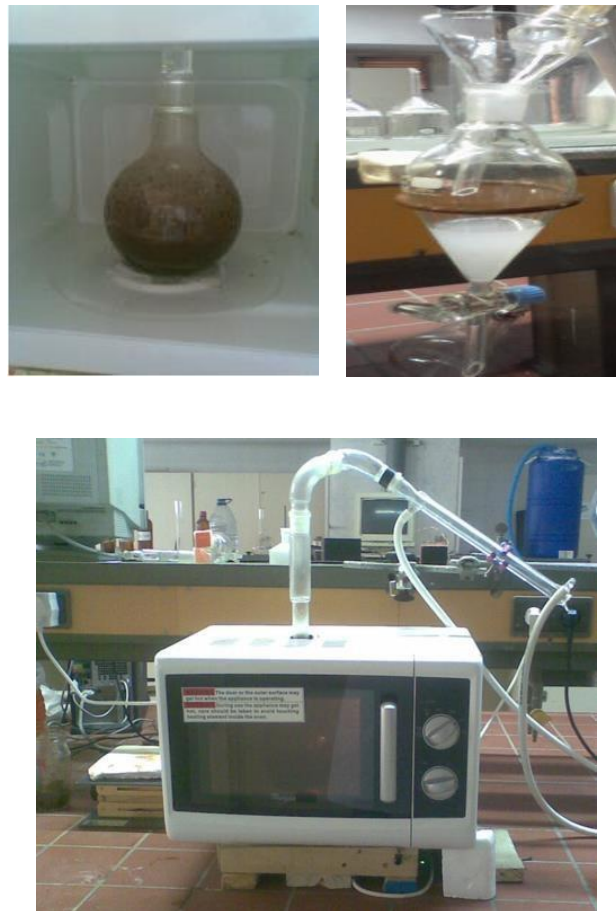


Figure 1-14 : Montage de l'hydro-distillation assistée par micro-ondes

1.4.4.2. Extraction par solvant assistée par micro-ondes

La méthode d'extraction par solvant assistée par micro-ondes a été mise au point pour l'extraction de composés aromatiques d'origines végétale. Cette méthode consistait à irradier par micro-ondes de la matière, végétale ou non, broyée au préalable en présence :

- d'un solvant absorbant fortement les micro-ondes (le méthanol) pour l'extraction de composés polaires ;
- ou bien en présence d'un solvant n'absorbant pas les microondes (hexane) pour l'extraction de composés apolaires.

Enfin, l'ensemble était chauffé sans jamais atteindre l'ébullition durant de courtes périodes entrecoupées par des étapes de refroidissement (Li, et al., 2013) (Chemat, et al., 2005)

Ensuite, cette technique a été brevetée en 1990 comme étant un processus assisté par micro-ondes. Son principe consiste à traiter sous irradiation micro-ondes la matière végétale immergée dans un solvant n'absorbant pas les rayonnements micro-ondes tel que l'hexane (Paré, 1990).

Lorsque les cellules d'huile végétale sont soumises à des contraintes thermiques sévères et des pressions locales élevées, la montée en pression dans les cellules de l'HE excède leur capacité d'expansion et provoque une rupture des glandes contenant les HEs plus rapide que dans l'extraction conventionnelle. Les matières volatiles et l'HE se dissolvent dans le solvant organique avant d'être séparées par extraction liquide-liquide. Les micro-ondes peuvent être appliquées à des échantillons en utilisant deux technologies : un système à récipient fermé à température et pression contrôlées et l'autre système à récipient ouvert sous pression atmosphérique (Figure 1-15). Dans tous les cas, les rendements et la composition des extraits de micro-ondes sont comparables à ceux obtenus par extraction par solvant classique tel que le procédé d'extraction au Soxhlet, mais avec une réduction du temps d'extraction (Proctor, 2010)

La figure ci-dessus montre le procédé d'extraction des HEs par solvant assistée par micro-ondes.

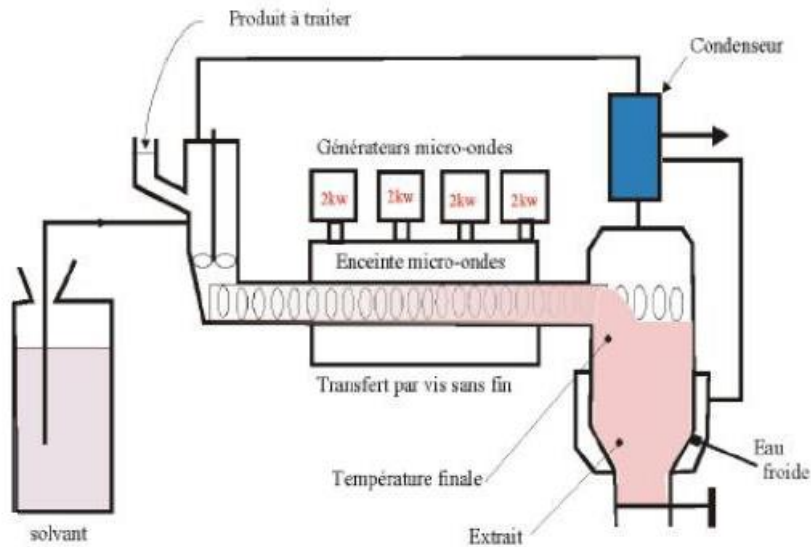


Figure 1-15 : Extraction par solvant assistée par micro-ondes

1.4.4.3. Extraction sans solvant assistée par micro-ondes (ESSAMO)

Le procédé d'extraction sans solvant assistée par micro-ondes est l'un des plus récents procédés d'extraction qui a été développé et breveté en 2004 par Chemat et Co.

Le principe de ce procédé est très simple ; il consiste à mettre le matériel végétal dans un réacteur à l'intérieur du four à micro-ondes sans aucun ajout d'eau ou de solvant organique (figure 1-16). En chauffant la matière végétale, l'eau contenue dans la plante permet l'éclatement des cellules contenant les huiles essentielles et leur libération.

Ces HEs sont ensuite entraînées dans les vapeurs d'eau produite à partir de l'eau contenue dans la plante. Le mélange « eau-HEs » obtenu est refroidi et condensé à l'extérieur du four. Les HEs sont enfin recueillies dans un vase florentin et l'excès d'eau est réintroduit à l'intérieur du réacteur par un système de cohobage afin de maintenir le taux d'humidité propre au matériel végétal (Chemat, et al., 2004)

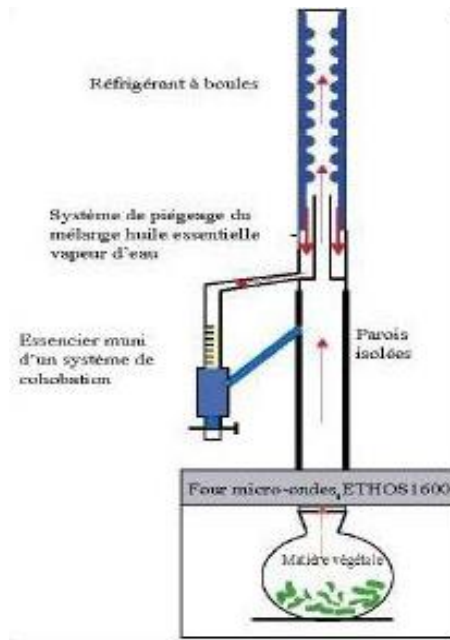


Figure 1-16 : Extraction sans solvant assistée par micro-ondes

1.4.4.4. Entraînement à l'air assisté par micro-ondes (EAAMO)

En 1989, Craveiro et al, ont proposé une technique originale d'extraction de l'huile essentielle de *Lippia sidoides* par chauffage micro-ondes sans solvant et ceci, en utilisant un compresseur à air. L'huile essentielle extraite en 5 minutes sous chauffage microondes était présentée comme qualitativement identique à celle obtenue en 90 minutes par entraînement à la vapeur. Le système proposé est inspiré du procédé d'entraînement à la vapeur d'eau classique. Il se compose en fait de trois parties : un compresseur envoyant de l'air dans le ballon où se trouve la matière végétale placée dans un four micro-ondes domestique, comme la montre la Figure 1-17 (Craveiro, et al., 1989):

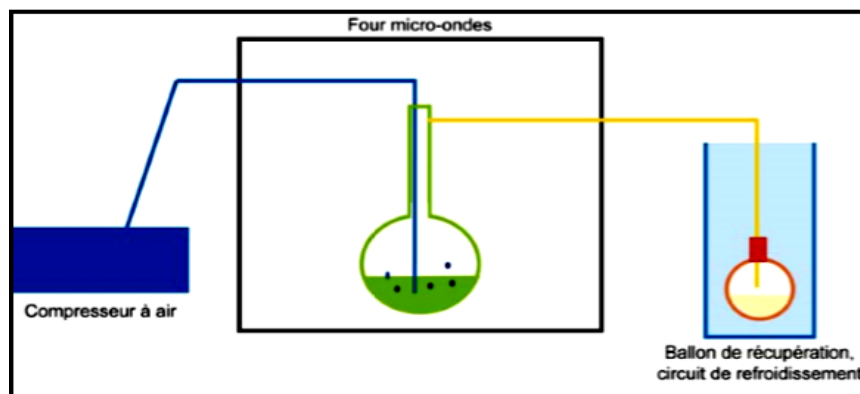


Figure 1-17 : Entraînement à l'air assisté par micro-ondes

1.4.4.5. L'hydro-distillation sous pression réduite assistée par micro-ondes

Le procédé « VMHD » ou Vacuum Microwave HydroDistillation a été élaboré et breveté par la société Archimex dans les années 1990, avant d'être racheté par l'équipementier Pierre Guérin (Mengal et Monpon, 1994). Cette technique d'extraction, dont l'origine est l'hydro-distillation classique, est basée sur l'utilisation conjointe des micro-ondes et d'un vide pulsé (figure 1-18). Le matériel végétal traité, frais ou sec (auquel cas on lui rajoute la quantité d'eau requise) est soumis d'une part, aux micro-ondes dont le rôle est d'assurer le transfert de matière, puis d'autre part à un vide pulsé qui permet l'entraînement azéotropique des substances volatiles à une température inférieure à 100°C. Cette opération peut être répétée plusieurs fois selon le rendement souhaité. D'après les concepteurs du VMHD, l'extraction serait, pour un rendement équivalent et un extrait de composition identique, dix fois plus rapide que l'hydro-distillation (Mengal, 1996) (Mengal, et al., 1993)

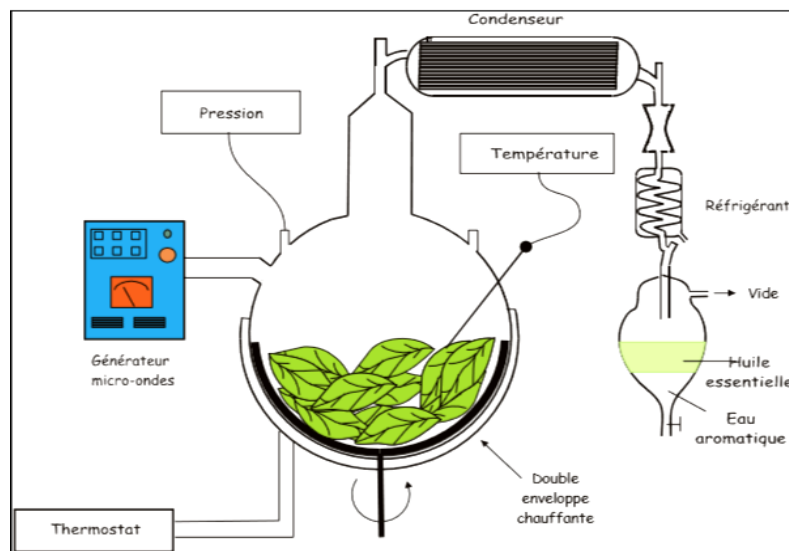


Figure 1-18 : Hydro-distillation sous pression réduite assistée par micro-ondes

1.5. Etude comparative entre les différentes méthodes d'extraction

Après avoir passé en revue toutes les méthodes d'extraction que ce soit les méthodes classiques ou les méthodes innovantes, il est intéressant de faire un récapitulatif de ces méthodes (Mandal, et al., 2015) (Sanchez-Prado, et al., 2015) (tableau 1-1) :

Tableau 1-1 : Etude comparative entre les différentes méthodes d'extraction

Méthodes d'extraction conventionnelles	Méthodes d'extraction assistées par micro-ondes
- Le mécanisme de chauffage se fait à partir de la surface du récipient à l'intérieur du récipient réactionnel.	- Etant donné que le réacteur est transparent aux micro-ondes, le contenu du réacteur est chauffé simultanément entraînant un chauffage volumétrique.
- Le récipient doit être en contact physique avec la source de chaleur.	- Le réacteur n'a pas besoin d'un contact physique avec la source de chaleur.
- Le chauffage s'effectue par la source thermique.	- Le chauffage s'effectue par des ondes électromagnétiques.
- Le mécanisme de chauffage est la conduction suivie par convection à l'intérieur du récipient.	- Le mécanisme de chauffage est la polarisation diélectrique et la conduction ionique.
- Le transfert d'énergie se produit depuis la surface du récipient au mélange pour faire réagir les espèces.	- Le noyau du contenu est chauffé directement tandis que la surface agit en tant que moyen de perte thermique.
- Tous les composants du mélange réactionnel reçoivent la même quantité d'énergie thermique.	- Les composants spécifiques du mélange réactionnel peuvent être chauffés à des degrés différents en fonction de leur capacité à absorber les micro-ondes.
- Le taux de chauffage est minime.	- Le taux de chauffage est très élevé.
- La température la plus élevée qui peut être atteinte est contrôlée par le point d'ébullition du mélange.	- La température du mélange peut être beaucoup plus élevée que son point d'ébullition, elle est donc indépendante du point d'ébullition des solvants.
- L'extraction nécessite plusieurs heures.	- L'extraction nécessite quelques minutes.

1.5.1 Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction

Le tableau 1-2 résume les avantages et les inconvénients de quelques procédés étudiés ci-dessus (Park, et al., 2016):

Tableau 1-2 : Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction

Procédé	Avantages	Inconvénients
Hydro-distillation ou à la vapeur	<ul style="list-style-type: none"> • Essence de bonne qualité, très concentrée. • Contact direct entre la matière végétale et l'eau • Utilisation de solvant non toxique (eau). 	<ul style="list-style-type: none"> • Rendement moyen • Temps d'extraction plus long • Nécessite plus d'énergie pour le chauffage • Possibilité de dégradation thermique
Extraction par les solvants	<ul style="list-style-type: none"> • Large choix de solvants • Procédé doux et non violent 	<ul style="list-style-type: none"> • Peuvent contenir des résidus de solvant • Possibilité de dégradation thermique
Expression à froid	<ul style="list-style-type: none"> • Procédé facile à réaliser • Essence de très bonne qualité non trop altérable 	<ul style="list-style-type: none"> • Rendement faible • Temps d'extraction moyen
Enfleurage	<ul style="list-style-type: none"> • Obtention d'absolues ou concentré de pommade qui garde toute la finesse et l'odeur de la fleur épuisée 	<ul style="list-style-type: none"> • Rendement faible • Temps d'extraction long • Coût élevé
Extraction assistée par Ultrasons	<ul style="list-style-type: none"> • Rendement élevé • Temps d'extraction plus court • Moins de dégradation thermique 	<ul style="list-style-type: none"> • Coût élevé en comparant avec les méthodes conventionnelles
Extraction par fluide supercritique	<ul style="list-style-type: none"> • Rendement élevé • Temps d'extraction plus court 	<ul style="list-style-type: none"> • Coût élevé en utilisant un fluide supercritique
Extraction assistée par Micro-ondes	<ul style="list-style-type: none"> • Rendement élevé • Temps d'extraction plus court • Nécessite moins d'énergie que les autres méthodes de distillation • Moins de dégradation thermique 	<ul style="list-style-type: none"> • Détérioration des constituants odorants par les Micro-Ondes qui possèdent une grande énergie de pénétration

1.6. Travaux antérieurs

Après avoir passé en revue presque toutes les méthodes d'extraction conventionnelles ou innovantes, nous résumons dans le tableau ci-dessous quelques travaux ayant utilisés les méthodes utilisant l'eau comme solvant notamment en HD ou en EVE classique ou assisté par MO qui restent néanmoins les plus usités dans le marché industriel (Baser, et al., 2010) (tableau 1-3)

Tableau 1-3 : Travaux antérieurs

méthodes	Auteurs	Plantes	Famille de plantes	t _{max} (min)	% y _{max}
Hydro-distillation (HD)	(Pavicevic, 2015)	Baie de genévrier	Cupressacées	340	2.62
	(Périno-Issartier, et al., 2013)	Lavande	Lamiacées	120	5.42
	(Haj-Ammar, et al., 2014)	Orange amère	Rutacées	180	1.76
	(Haj-Ammar, et al., 2014)	Romarin	Lamiacées	150	2.32
	(Haj-Ammar, et al., 2014)	Myrte	Myrtacées	195	0.9
	(Babu, et al., 2009)	Eucalyptus	Myrtacées	480	2.56
	(Lucchesi, et al., 2004)	Thym	Lamiacées	158	0.161
	(Ouzzar, et al., 2015)	Romarin	Lamiacées	120	0.92
	(Nazlina, et al., 2017)	Agrumes	rutacées	45	3.66
	(Yi-Peng, et al., 2012)	Gingembre	Zingiberacées	240	4.26
	(Veličković, et al., 2001)	Sauge	Lamiacées	110	0.4
	(Bousbia, 2009)	Citrus	Rutacées	180	0.34
	(Filly, et al., 2014)	Romarin	Lamiacées	82	0.57
	(Vian, et al., 2008)	Menthe	Lamiacées	75	0.90
	(Stanković, 2005)	Persil	Apiacées	270	2.20
	(Stanojevic, et al., 2015)	Aneth	Apiacées	180	2.81
	(Farhat, et al., 2010)	Carvi	Apiacées	345	2.50
(Desai, et al., 2014)	Citronnelle	Poacées	60	1.02	

	(Berka-Zougali, et al., 2012)	Myrte	Myrtacées	160	0.32
	(Pornpunyapat, et al., 2011)	Graines de bois d'agar	Aquilariacées	64	0.609
	(Stanisavljević, et al., 2014)	Laurier-cerise	Rosacées	150	0.4
	(Benyoussef, et al., 2005)	Menthe	Lamiacées	180	0.89
	(Golmakani, et al., 2008)	Thym	Lamiacées	210	2.40
	(Navarrete, et al., 2011)	Romarin	lamiacées	240	0.19
	(Golmakani, et al., 2015)	Citron	Rutacées	98	2.22
	(Kapas, et al., 2011)	Fenouil	Apiacées	19	2.24
	(Desai, et al., 2015)	citronnelle	Poacées	76	1.8
	(Silou, et al., 2004)	Citronnelle	Poacées	45	1.6
	(Chen, et al., 2015)	Magnolia	Magnoliacées	240	0.27
	(Gavahian, et al., 2015)	Menthe	Lamiacées	29	2.30
	(Kusuma, et al., 2016)	Patchouli	Lamiacées	362	2.62
	(Damyeh, et al., 2015)	Prangos	Apiacées	136	1.23
	(Milojevic, et al., 2008)	Baie de genévrier	Cupressacées	10	1.43
Entraînement à la Vapeur d'Eau (EVE)	(Cerpa, et al., 2008)	Lavande	Lamiacées	56	1.45
	(Cassel, et al., 2009)	Basilic	Lamiacées	22	0.38
	(Cassel, et al., 2009)	Romarin	Lamiacées	20	0.51
	(Cassel, et al., 2009)	Lavande	Lamiacées	24	0.32
	(Sahraoui, et al., 2008)	Lavande	lamiacées	35	2.7
	(Maleky-dozzadeh, et al., 2013)	Valeriane	valérianacées	181	0.6
	(Maleky-dozzadeh, et al., 2012)	Romarin	Lamiacées	99	0.42
	(Veličković, et al., 2001)	Sauge	Lamiacées	80	0.2

	(Farhat, et al., 2011)	Orange	Rutacées	50	1.52
	(Romdhane, et al., 2005)	Anis	Apiacées	133.4	0.4
	(Moghrani, et al., 2008)	Myrte	Myrtacées	150	0.2
	(Navarrete, et al., 2011)	Romarin	Lamiacées	248	0.23
	(Barros, et al., 2016)	Agete faux-conyze	Astéracées	180	0.89
HDAMO - ESSAMO	(Golmakani, et al., 2008)	Thym	lamiacées	120	2.52
	(Kapas, et al., 2011)	Fenouil	Apiacées	20.3	2.29
	(Benkaci-Ali, et al., 2006)	Nigelle	Renonculacées	8.5	0.54
	(Rezvanpanah, et al., 2008)	Sarriette	Lamiacées	105	3.13
	(Golmakani, et al., 2015)	Citron	Rutacées	11.7	1.18
	(Desai, et al., 2015)	Citronnelle	poacées	4	1.85
	(Franco-Vega, et al., 2016)	Orange	Rutacées	31	2.73
	(Filly, et al., 2014)	Romarin	Lamiacées	33	0.57
	(Kusuma, et al., 2016)	Patchouli	Lamiacées	31	2.18
	(Kusuma, et al., 2016)	Orange amère	Rutacées	45	2.38
MOEVE- HDFAMOG	(Vian, et al., 2008)	Menthe	Lamiacées	20	0.95
	(Bousbia, 2009)	Citron	Rutacées	20.5	7.8
	(Ferhat, et al., 2009)	Lavande	Lamiacées	6	4.37
	(Farhat, et al., 2010)	Carvi	Apiacées	24.8	2.6
	(Boukroufa, et al., 2015)	Orange	Rutacées	15.7	4.1

Cette bibliographie servira par la suite pour la construction de notre base de données. Ainsi, ces données seront utilisées pour la construction de notre modèle de réseau de neurones artificiels.

1.7. Conclusion

Les huiles essentielles jouent un rôle très important dans divers domaines d'activités. Elles peuvent être obtenues par plusieurs méthodes d'extraction anciennes ou nouvelles. Mais les méthodes innovantes sont beaucoup plus rentables en termes de coût et de temps d'extraction que les méthodes d'extraction conventionnelles.

Chapitre 2 : Les réseaux de neurones artificiels « RNA »



Chapitre 2 : les réseaux de neurones artificiels « RNA »

2.1. Introduction

Les réseaux de neurones constituent un outil de l'intelligence artificielle. Ils offrent des solutions très performantes pour le diagnostic des procédés industriels. En effet, les réseaux de neurones artificiels connaissent depuis quelques années un succès fulgurant dans divers domaines notamment dans le domaine du génie des procédés.

Selon Dreyfus, les réseaux de neurones entrent dans le champ de l'analyse statistique de données, où la forme de la fonction de distribution de la variable étudiée n'a pas besoin d'être gaussienne, ni même d'être connue. Cette propriété leur confère un grand avantage dans l'étude des phénomènes complexe (DREYFUS, 2002).

Dans ce chapitre, nous allons voir en détail ce qu'est les réseaux de neurones artificiels, leurs architectures, les différents types de neurones qui existent puis nous allons finir par choisir un modèle qui conviendrait au mieux à notre travail.

2.2. Le réseau de neurones artificiels (RNA)

2.2.1 Historique

Le développement du réseau des neurones artificiels ou formels « RNA » remonte à la moitié du siècle dernier et il est le fruit de plusieurs recherches menées par différents auteurs.

En 1943, MC CULLOCH et PITTS sont les premiers à proposer le modèle de réseaux de neurones artificiels en s'inspirant du modèle de neurones biologiques. Grâce à ces derniers, ces deux chercheurs ont démontré que les réseaux de neurones artificiels peuvent réaliser des fonctions logiques (Anderson, et al., 1988) (McCulloch, et al., 1943).

En 1949, le psychologue HEBB introduit la notion d'apprentissage dans son livre qui s'intitule « the organisation of behavior ». En effet, cet auteur a découvert que l'activation simultanée de deux neurones connectés entre eux engendre le renforcement du contact synaptique qui les relie, on parle alors de la loi de HEBB (Hebb, 1949).

Quelques années plus tard et en combinant les idées de ses prédécesseurs, ROSENBALT développe en 1958 le premier modèle de réseau de neurones artificiels « RNA » inspiré du système visuel et lequel est capable de calculer certaines fonctions logiques. Ce modèle fut nommé le perceptron ou encore le perceptron simple. D'autre part, Windrow et HOFF

proposent le modèle ADALINE (Adaptative Linear Element) qui sera par la suite la base du perceptron multicouche (Rosenblatt, 1958).

Cependant, MINSKY et PEPART dans leur livre « perceptrons » publié en 1969, ont démontré les limites théoriques du perceptron et de son incapacité dans la résolution des systèmes non-linéaires. Ce qui a conduit au ralentissement des travaux de recherches sur le connexionnisme jusqu'aux années 80 (Minsky, et al., 1988) .

Ce n'est qu'en 1986, que RUMELHART, HINTON et WILLIAMS ont présenté l'algorithme de la rétro-propagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres du perceptron à plusieurs couches où chacune d'entre elles est de type ADALINE. Ces perceptrons multicouches arrivent même à résoudre les phénomènes non-linéaires. Depuis, les PMC connaissent un succès fulgurant et sont appliqués dans divers domaines de recherches (Rumelhart, et al., 1986).

2.2.2 Les réseaux de neurones biologiques et artificiels

2.2.2.1. Le réseau de neurones biologiques

Le cerveau humain se compose de centaines et de milliers de neurones interconnectés entre eux et forment ce qu'on appelle un réseau de neurones. Chaque neurone se compose de noyau, de corps cellulaire, de dendrites d'axone et de synapses. Chacun de ces constituants a un rôle bien précis pour assurer le bon fonctionnement du réseau de neurones et donc du cerveau humain.

Le noyau se trouve au cœur du corps cellulaire appelé aussi cellule somatique ou encore soma. Les dendrites ont pour rôle de transmettre l'information de l'extérieur vers l'intérieur du neurone qui est le corps cellulaire. Une fois les informations reçues, le corps cellulaire en fait la somme afin de les traiter et envoie à l'aide de l'axone, un signal électrique vers les synapses. Celles-ci vont à leur tour transmettre l'information reçue aux autres neurones. Ainsi, les synapses ont pour rôle de transmettre l'information d'un neurone à un autre et c'est ce qui leur permet de rester connectés entre eux.

En résumé, la figure 1-19 illustre le fonctionnement d'un neurone biologique :

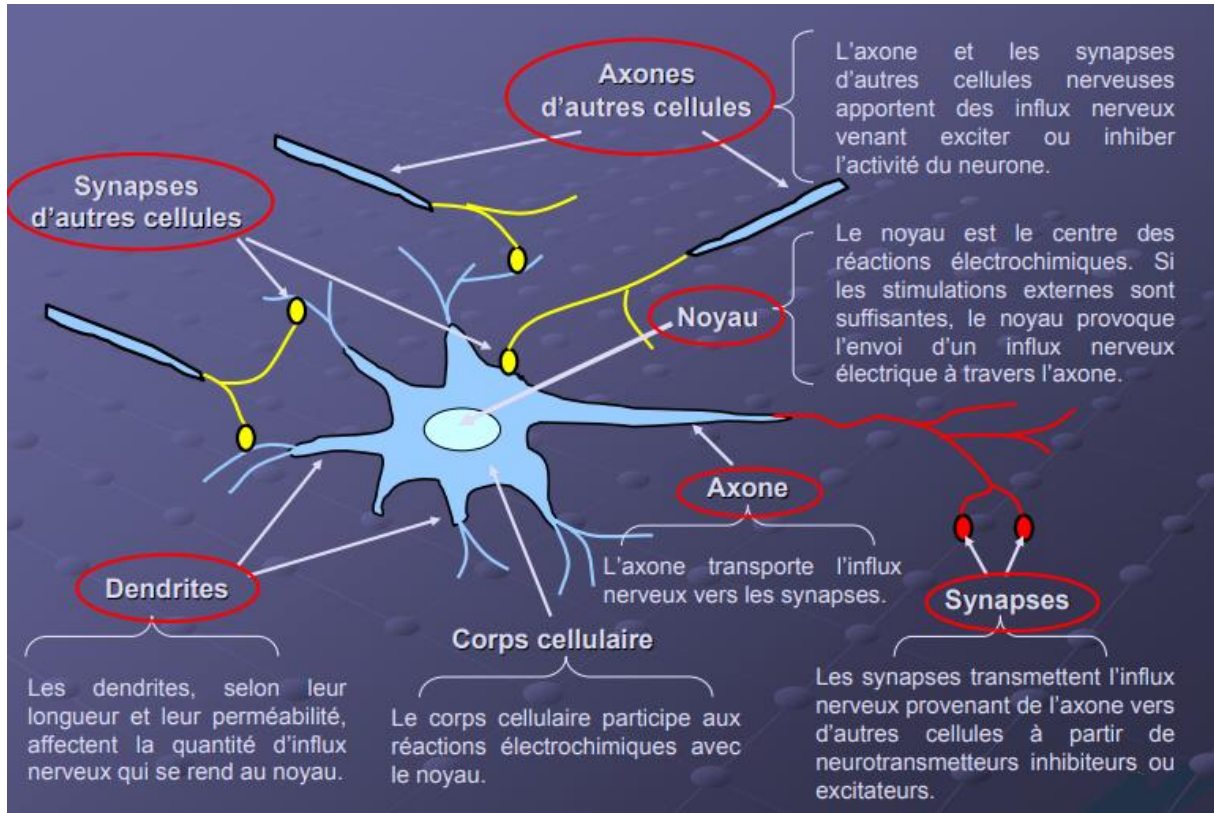


Figure 1-19 : Le neurone biologique

Par ailleurs, on dénote l'existence deux types de synapses à savoir des synapses excitatrices et des synapses inhibitrices. Les synapses excitatrices ont pour mission d'activer les neurones, contrairement aux synapses inhibitrices qui ont pour rôle de veiller au bon fonctionnement du neurone et de stopper le signal électrique qu'on appelle également influx nerveux.

2.2.2.2. Le réseau de neurones artificiels ou formels « RNA »

Le réseau de neurones artificiels est une méthode de calcul élaborée à partir du réseau de neurones biologiques. Le neurone artificiel est la base d'un réseau de neurones. Il possède généralement plusieurs entrées et une sortie qui sont connectés entre eux à l'aide de poids synaptiques. La valeur de cette sortie est calculée à l'aide de la fonction d'activation qui est une fonction non-linéaire et qui fait la somme pondérée des entrées et des poids de connexion (DREYFUS, 2002), comme il est indiqué dans la figure 1-20 :

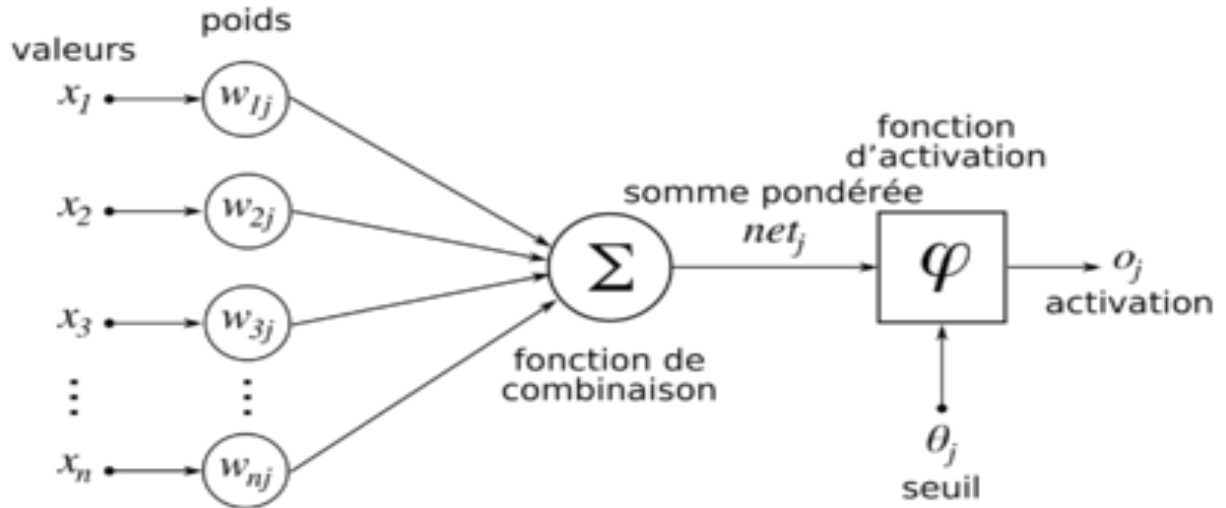


Figure 1-20 : Modèle d'un neurone formel

x_i : les entrées du neurone ;

w_{ij} : le paramètre de pondération (le poids de la connexion qui relie le neurone i à son entrée j ;

o_j : la sortie du neurone ;

$\Phi(\sum x_i \cdot w_{ij})$: La fonction d'activation du neurone ;

Θ_j : Le seuil du neurone.

En fait, le but recherché à travers l'utilisation d'un réseau de neurones est de prédire le comportement des éléments qui le composent tout en passant par une phase d'apprentissage.

2.2.2.3. Analogie entre les neurones biologiques et artificiels

Afin de mieux apprécier la similitude entre les neurones biologiques et artificiels, nous présentons dans le tableau 1-4, une analyse comparative dans la composition entre ces deux types de neurones :

Tableau 1-4 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel

Neurone biologique	Neurone artificiel
Dendrites	Entrée
Synapses	Poids de connexion
Corps cellulaire	Fonction d'activation (transfert)
Axones	Sortie

2.3. Architecture des réseaux de neurones artificiels

Nous distinguons deux types de réseaux de neurones, à savoir un réseau de neurones bouclés et un réseau de neurones non bouclés.

2.3.1 Le réseau de neurones bouclés (dynamiques)

Les réseaux de neurones bouclés sont constitués de plusieurs neurones dont la sortie d'un neurone est renvoyée à celui-ci ou à un autre qui le précède ce qui constitue un cycle. On désigne par un cycle tout chemin qui revient au point initial. Lorsqu'il y a plusieurs cycles dans un réseau de neurones bouclés on appelle cela une connexion cyclique.

Selon (DREYFUS, 2002), « un réseau de neurones bouclé à temps discret réalise une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions ».

Tout cycle du graphe des connexions d'un réseau de neurones bouclé doit comprendre au moins une connexion de retard non nul (DREYFUS, 2002).

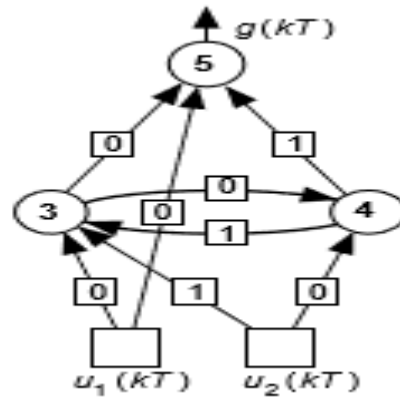


Figure 1-21 : Architecture d'un réseau de neurone bouclé

La figure 1-21 représente un exemple de réseau de neurones bouclé. Ce réseau contient un cycle, qui part du neurone 3 et revient à celui-ci en passant par le neurone 4 ; la connexion de 4 vers 3 ayant un retard de 1 unité de temps, ce réseau est causal (DREYFUS, 2002).

2.3.2 Le réseau de neurones non-bouclés

Un réseau de neurones non-bouclés est un réseau où l'information passe d'un neurone à un autre et donc de la couche d'entrée vers la couche de sortie sans qu'il n'y ait de retour possible.

Il faut savoir que le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclés. Si les entrées sont constantes, les sorties le sont également. Aussi, la sortie d'un réseau de neurones non bouclés est une fonction algébrique non linéaire de ses entrées et de ses paramètres (DREYFUS, 2002).

La figure 1-22 représente la structure d'un réseau de neurones non-bouclés.

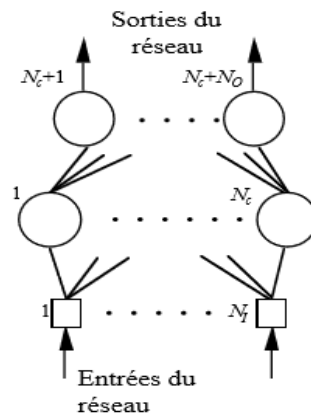


Figure 1-22 : Architecture d'un réseau de neurones non-bouclé

2.4. La Fonction d'activation des RNA

Comme nous l'avons défini ci-haut, la fonction d'activation ou la fonction de transfert est la fonction qui fait la sommation pondérée des entrées et des poids de connexion, ce qui nous donne le résultat qu'on recherche.

Il existe plusieurs types de fonction d'activation selon le type de neurone artificiel utilisé. Ainsi, il serait judicieux de choisir convenablement la fonction lors de la modélisation du neurone afin d'aboutir à de bons résultats.

Le tableau 1-5 regroupe les fonctions d'activation les plus utilisées (Pao, 1989) :

Tableau 1-5 : Fonctions d'activations

Fonction Heaviside	Fonction linéaire sans saturation	Fonction linéaire avec seuil	Fonction à seuils multiples	Fonction sigmoïde $f(s) = \frac{e^{-s} - 1}{e^s + 1}$	Fonction sigmoïde $f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	Fonction stochastique $P(s) = \frac{1}{1 + e^{\frac{s}{T}}}$ T = Température

2.5. Apprentissage des réseaux de neurones

Lors de la construction d'un réseau de neurones, on passe par une étape cruciale qui est l'apprentissage. Dans cette étape, on attend de notre modèle qu'il soit capable non-seulement de mémoriser et d'assimiler de nombreux exemples, mais aussi de généraliser et de traiter de nouveaux exemples en se basant sur les précédents. L'apprentissage est donc l'étape où se fait le calcul et la modification des poids de connexion (les poids synaptiques) jusqu'à l'obtention de la réponse désirée.

Il existe trois types d'apprentissage, à savoir :

- L'apprentissage supervisé,
- L'apprentissage non supervisé,
- L'apprentissage renforcé.

2.5.1 L'apprentissage supervisé

Dans ce mode d'apprentissage, on fournit à notre modèle une réponse qu'on souhaite (réponse désirée) et on la compare avec la réponse obtenue avec calcul. S'il n'y a pas de différence ou la différence est correcte, alors le modèle est acceptable. Si non, on modifie la valeur des poids de connexion jusqu'à l'obtention de la valeur désirée.

2.5.2 L'Apprentissage renforcé

Ce mode d'apprentissage est pratiquement similaire au précédent sauf qu'au lieu de donner au réseau une valeur désirée et de calculer l'erreur avec la valeur obtenue, on met au point des corrélations lesquelles après plusieurs itérations nous donnent cette erreur.

2.5.3 L'Apprentissage non-supervisé

Contrairement au mode d'apprentissage supervisé, aucune valeur n'est fournie au système. La modification des poids synaptiques se fait uniquement sur la base des données de l'apprentissage.

2.6. Les différents types de réseaux de neurones

Il existe plusieurs types de RNA. Cependant, pour déterminer celui qui convient le plus au besoin de notre étude, il est important de présenter au préalable l'ensemble des réseaux qui sont les suivants :

- Le perceptron simple ;
- Le perceptron multi-couches ;
- Le réseau "Random Vector Functional Link" ;
- Le RdN à base de fonction radiale ;
- La carte de KOHONEN.

2.6.1 Le perceptron simple

Comme nous l'avons précisé ci-dessus, le perceptron simple a été développé en 1958 par ROSENBLATT. Ce modèle est de type feed-forward et se compose d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Sa fonction d'activation est de la forme suivante (Rosenblatt, 1958):

$$A = \begin{cases} 1 & \text{si } y > 0 \\ 0 \text{ ou } -1 & \text{si } y \leq 0 \end{cases}$$

Le modèle du perceptron simple est représenté dans la figure 1-23 :

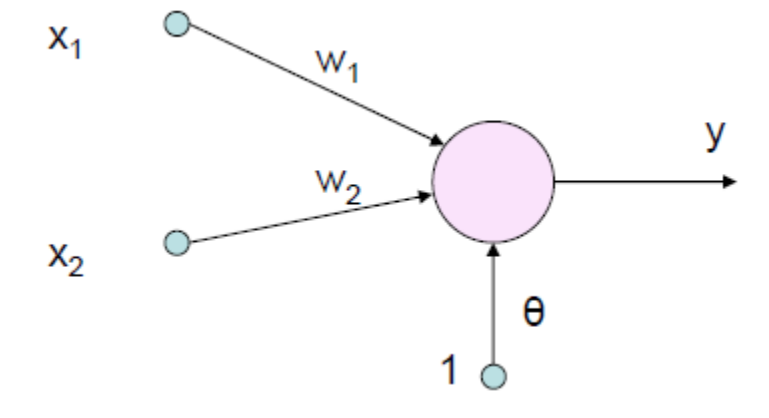


Figure 1-23 : Le perceptron simple

2.6.2 Le perceptron multi-couches « PMC »

Le perceptron multi-couches a été développé par MINSKY et PEPART en 1969. Il se compose d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées et d'une couche de sortie. La fonction d'activation « O » de chaque neurone est la fonction sigmoïde (Rumelhart, et al., 1986):

$$O(\vec{x}) = \frac{1}{1 + e^{-y}}$$

« y » est définie par l'équation précédente.

L'architecture du perceptron multi-couches est représentée dans la figure 1-24 :

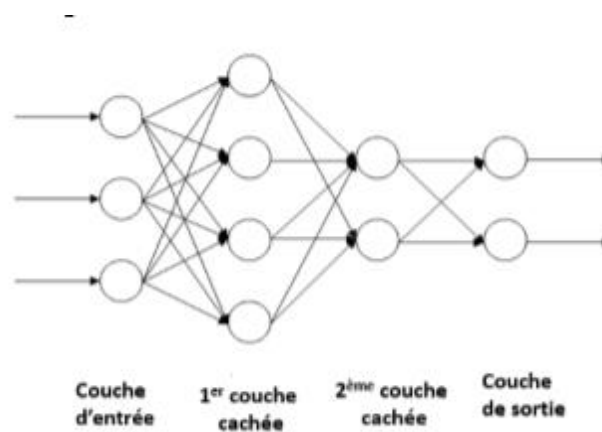


Figure 1-24 : Architecture du perceptron multicouche

2.6.3 Le réseau “Random Vector Functional Link”

Random Vector Functional Link Neural Network (RVFLNN) est un modèle du perceptron développé par Pao et al. Ce réseau a l'architecture d'un réseau PMC avec des connexions supplémentaires entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Selon Pao et al, les connexions qui relient la couche cachée et la couche de sortie, représentent des entrées optimisées et ne font pas l'objet de l'apprentissage. La fonction d'activation utilisée pour les neurones cachés et de sortie est une sigmoïde (Pao, 1989) (figure 1-25).

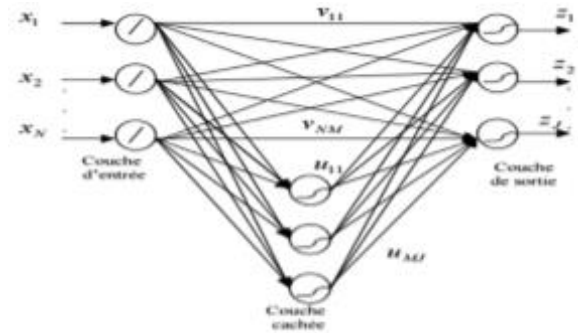


Figure 1-25 : Architecture du RVFLNN

2.6.4 Le RdN à base de fonction radiale

Le RdN à base de fonction radiale ou RBF est un réseau de neurones qui se compose d'une couche d'entrée, d'une couche cachée et d'une couche de sortie (Moody, et al., 1989). Ce type de réseau ressemble donc au PMC à une seule couche cachée (figure1-26) ; la seule différence c'est la fonction utilisée qui est la fonction gaussienne donnée ci-dessous :

$$H_i = \exp\left(-\frac{\|x_i - \mu_i\|^2}{2\sigma_i}\right)$$

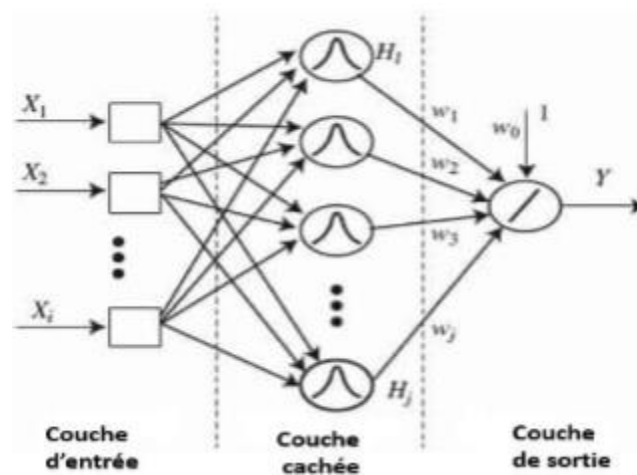


Figure 1-26 : Architecture du RBF

2.6.5 La carte de KOHONEN

La carte de Kohonen est une carte auto-organisatrice en deux couches à savoir, une couche d'entrée et une autre de sortie. La couche de sortie appelée aussi couche compétitive est en deux

dimensions. Chaque neurone d'entrée est connecté à l'ensemble des neurones de sortie par des poids W_{ij} . La carte de Kohonen est une carte à apprentissage non supervisé, réalisée à partir d'une base d'apprentissage constituée uniquement des éléments d'entrées, ce qui permet de regrouper ces entrées en classes (Kohonen, 1982) (figure 1-27).

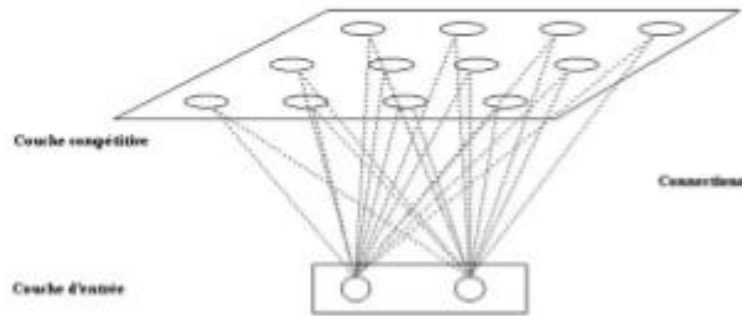


Figure 1-27 : Architecture d'une carte de KOHONEN

2.6.6 Avantages et inconvénients de chaque type de réseau

Le tableau 1-6 résume l'ensemble des architectures des réseaux de neurones ainsi que leurs avantages et inconvénients (Mrabti, et al., 2009) (Park, et al., 2002):

Tableau 1-6 : Avantages et inconvénients de chaque type de réseau

RN	Description	Apprentissage	Avantages	Inconvénients
Perceptron simple	<ul style="list-style-type: none"> • Un seul neurone 	Supervisé	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Architecture simple. 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ N'accepte pas les données bruitées et la classification non-linéaire
PMC	<ul style="list-style-type: none"> • Plusieurs neurones organisés en couches ; • Sorties des neurones : sigmoïde. 	Supervisé	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Accepte les données bruitées et la classification non-linéaire ; ✓ Représentation globale de l'espace ; ✓ Architecture simple. 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Classe les éléments qui n'appartiennent à aucune classe à la classe la plus proche ; ❖ Le nombre de couches cachées et des neurones dans les couches cachées et indéfini.
RVFLNN	<ul style="list-style-type: none"> • Réseau en trois couches ; • Couche d'entrée reliée à la couche de sortie. 	Supervisé (Seulement les poids reliant la couche d'entrée avec celle de la sortie)	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Accepte les données bruitées et la classification non-linéaire ; ✓ Représentation globale de l'espace ; ✓ Des entrées optimisées. 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Architecture plus complexe que le PMC ; ❖ Moins de précision que le PMC.
RBF	<ul style="list-style-type: none"> • Plusieurs neurones organisés en 3 couches ; • Couche cachée : gaussienne . 	Non Supervisé ($\mu + \sigma$) + Supervisé	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Accepte les données bruitées et la classification non-linéaire ; ✓ Capable de dire « je ne sais pas » ; ✓ Représentation locale de l'espace ; ✓ Une grande précision ; ✓ Apprentissage rapide. 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Apprentissage complexe ; ❖ Nécessite une grande capacité de calcul.
Carte de Kohonen	<ul style="list-style-type: none"> • Couche de sortie sous forme de carte (2D). 	Non Supervisé	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Classifier les données sans connaissance préalable de procédé ; ✓ Regroupement automatique des données. 	<ul style="list-style-type: none"> ❖ Parfois les résultats ne correspondent pas aux résultats souhaités.

2.7. Procédure de sélection d'une architecture d'un réseau de neurone

Le choix de la RdN dépend principalement de quatre critères qui sont (Msaaf, et al., 2015) :

- La fonction à remplir : régression ou classification ;
 - La performance des ressources sur lesquelles on va implémenter notre réseau de neurones (ordinateur, carte électronique...)
 - La précision voulue : qui s'exprime par le taux d'erreur commis lors de la phase de test ;
 - Le degré de maîtrise de système traité : l'existence d'une base de données contenant les variables d'entrées et toutes les classes correspondante.
- La figure 1-28 résume la procédure de sélection d'une architecture d'un réseau de neurones.

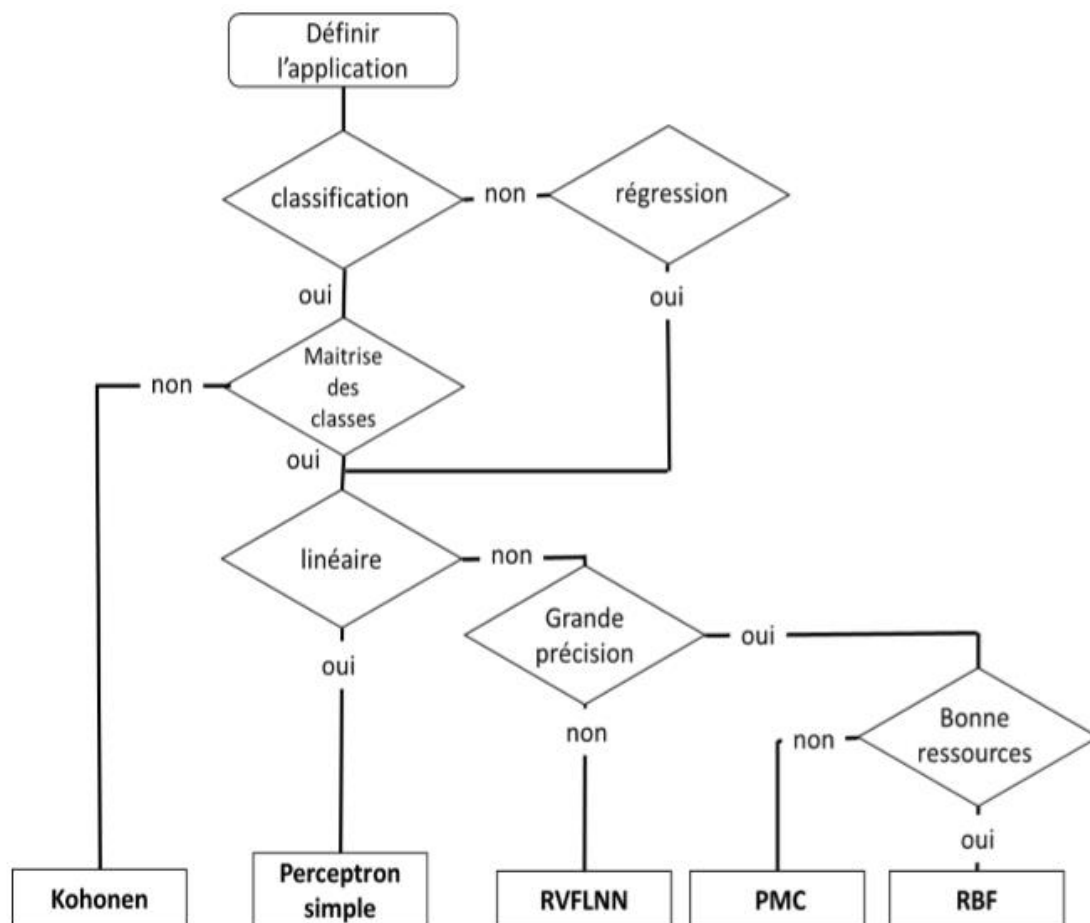


Figure 1-28 : Procédure de sélection d'une architecture d'un réseau de neurones

Après avoir pris connaissance avec les différents types de réseaux de neurones, et selon le diagramme présenté ci-dessus, il nous semble que l'architecture du RdN qui convient le plus à notre étude est le Perceptron Multi-couches PMC.

2.8. Le perceptron multi-couches

Le PMC est un RdN non-bouclé qui contient une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et enfin une couche de sortie. Dans ce type de réseau, l'information circule de l'entrée vers la sortie et le mode d'apprentissage est de type supervisé.

2.8.1 Couche d'entrée « CE »

Cette couche représente la couche d'entrée du système. Elle se compose de plusieurs neurones qui représentent les variables d'entrées. Ces neurones ont une fonction d'activation de type identité qui laisse passer l'information à la couche suivante sans apporter des modifications.

2.8.2 Couche cachée « CC »

Pour le PMC il peut y avoir une ou plusieurs couches cachées, chacune d'entre elles se compose de neurones appelés neurones cachés. Chaque neurone a une fonction d'activation non-linéaire de type sigmoïde.

Le choix du nombre de couches cachées se fait par tâtonnement, tout dépend de notre base de données, des variables d'entrées ainsi que de la variable de sortie souhaitée. Une fois le nombre de couches cachées choisit, on passe à la sélection du nombre de neurones cachés qui donnera les meilleurs résultats.

2.8.3 Couche de sortie « CS »

Cette couche se compose d'un ou plusieurs neurones qui sont les réponses aux entrées du système. Généralement cette couche ne contient qu'un seul neurone qui est le résultat attendu.

2.8.4 Apprentissage du PMC

L'apprentissage du PMC est un apprentissage supervisé dans lequel un calcul d'erreur est établi à chaque résultat obtenu. A cet effet, nous présentons deux types d'algorithmes de calcul d'erreurs comme :

- L'Algorithme de la rétro-propagation de l'erreur ;
- L'Algorithme de Levenberg-Marquardt.

2.8.4.1. Algorithme de la rétro-propagation de l'erreur

La rétro-propagation de l'erreur est une méthode pour calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone d'un RdN et cela de la couche de sortie vers la couche d'entrée. Les poids synaptiques engendrent des erreurs importantes et grâce à cet algorithme, ces dernières seront modifiées au fur et à mesure jusqu'à ce que l'erreur soit acceptable.

Le principe de cet algorithme est résumé dans les étapes suivante (Lions, 2003)

1. Initialisation de tous les poids synaptiques du réseau (valeurs aléatoires) ;
2. Propagation d'un premier exemple et lecture de sa valeur ;
3. Calcul de l'erreur pour chaque valeur de sortie $E = \sum_k e_k = \sum_f l(f_k - y_k)$;

Où :

E : la somme de toutes les erreurs

e_k : L'erreur de chaque sortie

4. Calcul du gradient d'erreur pour tous les poids entre la couche cachée et la couche de sortie ;
5. Calcul du gradient d'erreur pour tous les poids entre la couche d'entrée et la couche cachée ;

$$\Delta W_{ij} = \alpha'' \delta_{wi} f(x_i(t))$$

α'' : est le taux d'apprentissage

δ_{wi} : est le taux de réadaptation partielle des poids, il est défini comme suit :

Pour les neurones de la couche de sortie $\delta_{wis} = (y_{di} - y_i)$

Pour les neurones des autres couches $\delta_{wi} = \sum \delta_{wsi} W_{ij}$

6. Mise à jour de tous les poids $W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha \Delta W_{ij}(t)$.

Il importe de faire remarquer, qu'il est nécessaire de répéter les étapes précédentes jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt.

2.8.4.2. Algorithme de Levenberg-Marquardt

Cette méthode est particulièrement astucieuse car elle s'adapte d'elle-même à la forme de la fonction de coût. Elle effectue un compromis entre la direction du gradient et la direction donnée par la méthode de Newton. En effet, si η_{k-1} est grand, on reconnaît la méthode du gradient (dans ce cas la valeur du pas est donnée par $1/\eta_{k-1}$) et si η_{k-1} est petit, la modification des paramètres correspond à celle de la méthode de Newton.

L'apprentissage d'un réseau de neurone par l'algorithme de Levenberg-Marquardt est très sensible à l'initialisation des poids des neurones. Une mauvaise initialisation du réseau peut conduire à ce que l'optimum trouvé ne soit qu'un optimum local. Dans le cadre d'un entraînement hors ligne, cette situation peut être évitée par l'application de la validation croisée entre différents modèles ayant des paramètres d'initialisation différents (Lions, 2003)

Le principe de cet algorithme est résumé dans les étapes suivantes :

1. Présenter les entrées $\vec{x}(n)$ au réseau, calculer les sorties correspondantes, le vecteur d'erreur $\vec{e}(n)$ et le Calculer la fonction de coût $\zeta_n(\vec{w}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w})$;
2. Calculer la matrice jacobienne $J_n(\vec{w})$;
3. Mettre à jour les poids $\vec{W}_{n+1} = \vec{W}_n - (J_n^T(\vec{W}_n) J_n(\vec{W}_n) + \mu_n I)^{-1} J_n^T(\vec{W}_n) \zeta_n(\vec{W}_n)$;
4. Calculer : $\zeta_n(\vec{W}_{n+1}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{W}_{n+1})$;

Si $\zeta_n(\vec{W}_{n+1}) < \zeta_n(\vec{W}_n)$ alors $\mu_{n+1} = \mu_n - \nu$, où ν est une constante, puis retourner à l'étape 1 ;

Si $\zeta_n(\vec{W}_{n+1}) > \zeta_n(\vec{W}_n)$ alors $\mu_{n+1} = \mu_n + \nu$ puis retourner à l'étape 3 pour mettre à jour μ_{n+1}

5. Itération des étapes 2 à 4 jusqu'à avoir rencontré un critère d'arrêt.

2.9. Application des réseaux de neurones dans les procédés chimiques

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès fulgurant dans tous les domaines, et celui du génie chimique n'échappe pas à cette règle. Plusieurs travaux sur l'extraction des huiles essentielles ont été modélisés en utilisant les réseaux de neurones, on compte parmi eux :

(Mitra, et al., 2011) Ont étudié l'influence de la température du temps et de la pression sur le rendement d'huile essentielle de Coumarin obtenue par extraction par fluide supercritique. Quelque temps après, (Khajeh, et al., 2012) ont également utilisé les RNA pour voir l'influence des différents paramètres sur le rendement de l'extraction des huiles essentielles par la même méthode. Pour cela, ils ont utilisé un modèle à trois couches avec différents paramètres d'entrée et un paramètre de sortie qui est le rendement en huiles essentielles. Une bonne correspondance entre les données expérimentales et celles prédites par les RNA a été obtenue en utilisant 5 neurones cachés dans la couche cachée.

Enfin, (Thakker, et al., 2016) ont utilisé les RNA pour la prédiction du rendement en huile essentielle de *Cymbopogon martini* extraite par micro-ondes. Pour cela ils ont utilisé 7 neurones cachés dans une couche cachée les résultats obtenus correspondent parfaitement aux résultats obtenus expérimentalement.

Pour prédire le rendement optimal en huile essentielle obtenue par extraction par CO₂ supercritique, plusieurs auteurs ont utilisés différents méthodes pour la prédiction et les ont comparés avec les résultats obtenus expérimentalement. (Izadifar, et al., 2006) Puis (Shokri, et al., 2011) et enfin (Lashkarbolooki, et al., 2013) ont développé des modèles mathématiques pour la prédiction des résultats ainsi que les réseaux de neurones artificiels. Pour chacun de ces auteurs, ils ont obtenue de bons résultats avec les deux méthodes mais ils ont trouvé que les RNA donnaient des résultats nettement meilleurs.

(Rajkivic, et al., 2015) Ont étudié l'effet antifongique des huiles essentielles et de leur mélange. Pour se faire, ils ont utilisé deux modèles différents à savoir, la méthode de surface de réponse et les RNA combiné avec un algorithme génétique (RNA-GA). Les méthodes donnent de bons résultats, on peut donc dire que les RNA-GA peuvent être utilisés pour l'optimisation et la prédiction de l'effet antimicrobien des huiles essentielles et de leur mélange.

(Akintunde, et al., 2015) Ont étudié l'influence de la masse du temps ainsi que du type de solvant sur rendement en huile essentielle des graines d'orchidée et ont utilisé pour

l'optimisation des RNA ainsi que le modèle de la surface de réponse. (Sodeifian, et al., 2016) ont également utilisé les deux méthodes pour prédire le rendement en huile essentielle de *Launea Acanthodes* Boiss, et tous ces auteurs ont trouvé que les réseaux de neurones donnaient d'excellents résultats et correspondaient parfaitement avec les résultats expérimentaux.

(Zekovic, et al., 2017), ont utilisé les RNA afin d'optimiser les paramètres qui pourront donner une valeur optimale de la pente à l'origine. Pour ce faire ils ont utilisé un modèle à trois couches avec trois paramètres d'entrées et cinq neurones cachés.

Le tableau 1-7 résume les différentes données et paramètres utilisés pour la prédiction du rendement en huiles essentielles des différentes plantes.

Tableau 1-7 : Travaux antérieurs

Nom et année	Plante	Méthode d'extraction	Paramètres d'entrés	Nombre de neurones cachés	Résultats
(Izadifar, et al., 2006)	Poivre noir	Extraction par CO ₂ supercritique	P _{co2} , T _{co2} , d _{par} , w/w, t,	5	R=0.9698 MSE=3.9*10 ⁻⁶
(Mitra, et al., 2011)	Cuscutes	Extraction par CO ₂ supercritique	T, P, t _{ext}	5	R=0.99 MSE=0.000095
(Shokri, et al., 2011)	Anis	Extraction par CO ₂ supercritique	P, Q, t _{ext}	15	R=0.9990 MSE=0.0377
(Khajeh, et al., 2012)	Diplothemia cachrydifolia	Extraction par CO ₂ supercritique	P, T, V, t _{ext}	5	R=0.9983 MSE=0.0014
(Lashkarbolooki, et al., 2013)	Menthe verte	Extraction par CO ₂ supercritique	P, T, Q, d, t	13	R=0.989
(Rajkivic, et al., 2015)	Thym et cannelle		T, C, ratio	10	RSM : R=0.988 ANN : R=0.998
(Akintunde, et al., 2015)	Orchidée		T, C, type de solvant	5	ANN : R=0.9995, AAD=0.27% RSM : R= 0.9993, AAD=0.49%
(Sodeifian, et al., 2016)	Launaea acanthodes	Extraction par CO ₂ supercritique et HD	P, T, Q, m co-solvant	6	R=0.9968 MSE=5.7*10 ⁻⁶
(Thakker, et al., 2016)	Citronnelle	Micro-ondes	M, V, P, t _{ext}	7	R=0.9997 MSE=0.0177

(Zekovic, et al., 2017)	coriandre	Extraction par CO ₂ supercritique	P, T, Q	5	R=0.979 MSE=0.000025
-------------------------	-----------	--	---------	---	-------------------------

2.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents types de réseaux de neurones et comparé entre eux. Notre choix s'est enfin porté sur le réseau de neurones de type « PMC » qui correspond au mieux à nos critères de sélection.

Partie 2 : SIMULATION ET INTERPRETATION

Chapitre 1 : Simulation et interprétation



Chapitre 1 : Simulation et interprétation

1.1. Construction de la base de données

La base de données utilisée dans le cadre de ce travail de recherche a été constituée à partir de deux travaux réalisés antérieurement (Bali, et al., 2015) et (Belbessai, et al., 2016) ainsi que par la doctorante Ait Amer Meziane (travaux en cours).

D'autres paramètres que les cinétiques d'extraction ont été rajouté tels que la masse ou le ratio (m/V) de la matière végétale, la puissance des micro-ondes et le débit de vapeur d'eau.

Il nous a semblé important d'introduire un dernier paramètre relatif à la localisation de l'huile essentielle au sein de la plante. En effet, tout ce qui est au niveau de la surface est récupéré par des processus relevant des phénomènes de surface ou d'équilibre thermodynamique (dépôt exogène), alors que les solutés situés à l'intérieur du substrat végétal (dépôt endogène) se fait à travers une récupération régit par des processus de diffusion.

Le tableau ci-dessous résume toutes les plantes utilisées dans tous les travaux.

Tableau 2-1 : Plantes et familles de plantes citées dans les travaux (Baser, et al., 2010)

Famille de plantes	Dépôts	Plantes	Auteurs
Les lamiacées	Dépôt exogène	Romarin	(Haj-Ammar, et al., 2014)
		Lavande	(Périno-Issartier, et al., 2013) (Cerpa, et al., 2008)
		Menthe	(Vian, et al., 2008) (Benyoussef, et al., 2005)
		Penny royal	(Vian, et al., 2008)
		Thym	(Lucchesi, et al., 2004) (Golmakani, et al., 2008)
		sarriette	(Rezvanpanah, et al., 2008)
		Patchouli	(Kusuma, et al., 2016)
		Sauge	(Veličković, et al., 2001)
		Basilic	(Cassel, et al., 2009)
Les rutacées	Dépôt endogène	Orange	(Boukroufa, et al., 2015)
		Citrus	(Bousbia, 2009)
		Sour orange	(Haj-Ammar, et al., 2014)
		Orange amère	(Kusuma, et al., 2016)
		Citronnier	(Golmakani, et al., 2015)
Les apiacées	Dépôt endogène	Fenouil	(Kapas, et al., 2011)
		Prangos	(Damyeh, et al., 2015)
		Aneth	(Stanković, 2005)
		Carvi	(Farhat, et al., 2010)
		Anis	(Romdhane, et al., 2005)
Les poacées	Dépôt endogène	Citronnelle	(Desai, et al., 2015)
		Citronnelle	(Desai, et al., 2015)
Les myrtacées	Dépôt endogène	Myrte	(Moghrani, et al., 2008)
		Eucalyptus	(Babu, et al., 2009)

Les cupressacées	Dépôt endogène	Baie de genévrier	(Milojevic, et al., 2008)
Les zingibéracées	Dépôt endogène	Gingembre	(Yi-Peng, et al., 2012)
Les renonculacées	Dépôt endogène	Nigelle	(Benkaci-Ali, et al., 2006)
Les magnoliacées	Dépôt endogène	Magnolia	(Chen, et al., 2015)
Les rosacées	Dépôt exogène	Laurier-cerise	(Stanisavljević, et al., 2014)
Les valérianacées	Dépôt endogène	Valériane	(Maleky-dozzadeh, et al., 2013)
Les astéracées	Dépôt endogène	Agete faux-conyze	(Barros, et al., 2016)
Les aquilariacées	Dépôt endogène	Graines de bois d'agar	(Pornpunyapat, et al., 2011)

1.2. Simulation

Nous avons utilisés les RNA afin de prédire les cinétiques d'extraction d'huiles essentielles de plusieurs plantes obtenues de différentes manières. Pour cela, nous avons 6 entrées à savoir, la méthode d'extraction « ME », le type dépôt de l'huile essentielle dans la plante « D » (endogène ou exogène), la masse « m » ou le ratio (rapport entre la masse du matériel végétal et le volume d'eau utilisé) « m/V », la puissance de chauffage « P », le débit de vapeur « Q » et enfin le temps d'extraction « t ». Le rendement correspond à la sortie désirée.

Il faut savoir que près de 12000 données ont été utilisées pour former notre modèle de RNA. La base de données a été fractionnée en quatre banques de données différentes, classifiées selon des attributs communs. La première compte tous les paramètres comme entrée, la deuxième et la troisième banque de données ont cinq entrées (ME, D, m ou m/V, P ou Q et t) et enfin la quatrième n'a que quatre entrées (ME, D, m ou m/V et t).

Pour chacune des banques de données, nous avons utilisé le model PMC avec une seul couche cachée en faisant varier le nombre de neurones cachées. (figure 2-1).

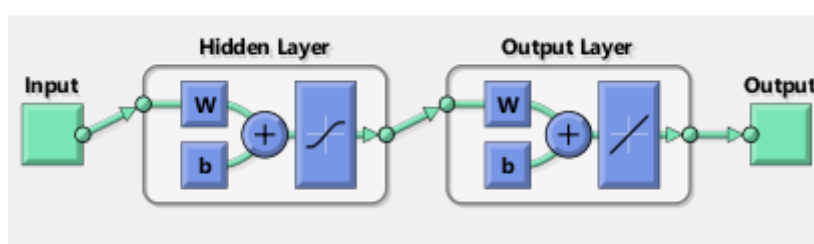


Figure 2-1 : Modèle de PMC sur Matlab

En parallèle, nous avons fait appel aux paramètres de RNA suivants ; La fonction « tansig » comme fonction d'activation et l'algorithme de Levenberg-Marquardt comme algorithme de rétro propagation. Les résultats obtenus pour la MSE (Mean Square Error) dite l'erreur quadratique moyenne et le coefficient de corrélation R sont résumés dans les tableaux 2 à 7.

Tableau 2-2 : Base de données avec quatre inputs (ME, D, m/V et t)

Nombre de neurones cachés	R	MSE
5	Apprentissage : 0.9322 Validation : 0.9268 Test : 0.9437	0.1064 0.1265 0.0921
6	Apprentissage : 0.9385 Validation : 0.9432 Test : 0.9285	0.0943 0.0935 0.3511
7	Apprentissage : 0.9335 Validation : 0.9165 Test : 0.9089	0.1090 0.1448 0.1223
8	Apprentissage : 0.9491 Validation : 0.9485 Test : 0.9393	0.0864 0.0830 0.1231
9	Apprentissage : 0.9490 Validation : 0.9625 Test : 0.9310	0.0799 0.0680 0.1141
10	Apprentissage : 0.9569 Validation : 0.9448 Test : 0.9010	0.0681 0.0986 0.1880
11	Apprentissage : 0.9479 Validation : 0.9276 Test : 0.9463	0.0840 0.1066 0.0968
12	Apprentissage : 0.9634 Validation : 0.9248 Test : 0.9263	0.1001 0.1306 0.1160

Tableau 2-3 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m, P et t)

Nombre de neurones cachés	R	MSE
5	Apprentissage : 0.9582	0.2658
	Validation : 0.9962	0.2951
	Test : 0.9539	0.2701
6	Apprentissage : 0.9682	0.1976
	Validation : 0.9934	0.2775
	Test : 0.9724	0.2275
7	Apprentissage : 0.9570	0.2661
	Validation : 0.9564	0.3356
	Test : 0.9434	0.3386
8	Apprentissage : 0.9543	0.2908
	Validation : 0.9564	0.2950
	Test : 0.9137	0.4877
9	Apprentissage : 0.9817	0.1174
	Validation : 0.9797	0.1407
	Test : 0.9725	0.1667
10	Apprentissage : 0.9600	0.2800
	Validation : 0.9505	0.2900
	Test : 0.9719	0.1800
10	Apprentissage : 0.9714	0.1886
	Validation : 0.9678	0.1990
	Test : 0.9120	0.4709
11	Apprentissage : 0.9526	0.2957
	Validation : 0.9714	0.1897
	Test : 0.9502	0.3200
12	Apprentissage : 0.9679	0.2041
	Validation : 0.9577	0.3144
	Test : 0.9461	0.3024

Dans le tableau 2-3 nous avons obtenus des valeurs différentes pour dix neurones cachés car nous avons fait plusieurs simulations et nous avons pris les meilleurs résultats obtenus pour un même nombre de neurones cachés utilisés.

Tableau 2-4 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m/V, P et t)

Nombre de neurones cachés	R	MSE
5	Apprentissage : 0.9476 Validation : 0.9252 Test : 0.9006	0.0748 0.1007 0.1340
6	Apprentissage : 0.9439 Validation : 0.9249 Test : 0.9417	0.0788 0.0861 0.939
7	Apprentissage : 0.9523 Validation : 0.9494 Test : 0.9163	0.0632 0.0724 0.1355
8	Apprentissage : 0.9625 Validation : 0.9589 Test : 0.9386	0.0514 0.0588 0.0854
9	Apprentissage : 0.9617 Validation : 0.9456 Test : 0.9480	0.0518 0.0710 0.0981
10	Apprentissage : 0.9473 Validation : 0.9634 Test : 0.9373	0.0732 0.0680 0.0689
10	Apprentissage : 0.9494 Validation : 0.9438 Test : 0.9509	0.0679 0.0958 0.0558
11	Apprentissage : 0.9668 Validation : 0.9340 Test : 0.9507	0.0462 0.0921 0.0655
12	Apprentissage : 0.9632 Validation : 0.9343 Test : 0.9262	0.0517 0.0928 0.947

Dans le tableau 2-4 nous avons obtenus deux valeurs différentes pour dix neurones cachés car nous avons fait plusieurs simulations et nous avons pris les meilleurs résultats obtenus pour un même nombre de neurones cachés utilisés.

Tableau 2-5 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m/V, Q et t)

Nombre de neurones cachés	R	MSE
6	Apprentissage : 0.9105	0.1869
	Validation : 0.9329	0.0794
	Test : 0.9505	0.1533
7	Apprentissage : 0.9204	0.1631
	Validation : 0.9056	0.2112
	Test : 0.9288	0.1603
8	Apprentissage : 0.9089	0.1945
	Validation : 0.9070	0.1824
	Test : 0.9100	0.1693
8	Apprentissage : 0.9036	0.1819
	Validation : 0.9668	0.0987
	Test : 0.9193	0.1900
9	Apprentissage : 0.9217	0.1549
	Validation : 0.9209	0.1246
	Test : 0.9367	0.2048
10	Apprentissage : 0.9043	0.1645
	Validation : 0.9436	0.1921
	Test : 0.9213	0.2046
11	Apprentissage : 0.9122	0.1641
	Validation : 0.9720	0.0897
	Test : 0.9302	0.1722
12	Apprentissage : 0.9045	0.1944
	Validation : 0.9328	0.1963
	Test : 0.9077	0.2241

Dans le tableau 2-5 nous avons obtenus différentes valeurs de la simulation pour huit neurones cachés car nous avons fait plusieurs simulations et nous avons pris les meilleurs résultats obtenus pour un même nombre de neurones cachés utilisés.

Tableau 2-6 : Base de données avec cinq inputs (ME, D, m, Q et t)

Nombre de neurones cachés	R	MSE
6	Apprentissage : 0.9094	0.0387
	Validation : 0.8685	0.0663
	Test : 0.9016	0.0434
7	Apprentissage : 0.9168	0.0362
	Validation : 0.9322	0.0281
	Test : 0.8244	0.0806
8	Apprentissage : 0.9024	0.0423
	Validation : 0.9189	0.0367
	Test : 0.8815	0.0514
9	Apprentissage : 0.9009	0.0433
	Validation : 0.9055	0.0368
	Test : 0.8317	0.0778
10	Apprentissage : 0.9008	0.0433
	Validation : 0.9289	0.0252
	Test : 0.9113	0.0477
11	Apprentissage : 0.8975	0.0485
	Validation : 0.9206	0.0234
	Test : 0.9060	0.0291
12	Apprentissage : 0.8950	0.0461
	Validation : 0.9450	0.0265
	Test : 0.9208	0.0306

Tableau 2-7 : Base de données avec six inputs (ME, D, m/V, Q, P et t)

Nombre de neurones cachés	R	MSE
2	Apprentissage : 0.9102 Validation : 0.9083 Test : 0.9043	0.0931 0.0821 0.0682
3	Apprentissage : 0.9598 Validation : 0.9233 Test : 0.9761	0.0410 0.0740 0.0873
4	Apprentissage : 0.9623 Validation : 0.9859 Test : 0.9786	0.0377 0.0171 0.0229
5	Apprentissage : 0.9918 Validation : 0.9326 Test : 0.9943	0.0089 0.0191 0.0049
6	Apprentissage : 0.9931 Validation : 0.9872 Test : 0.9939	0.0073 0.0154 0.0085
7	Apprentissage : 0.9915 Validation : 0.9971 Test : 0.9966	0.0089 0.0037 0.0033
8	Apprentissage : 0.9944 Validation : 0.9934 Test : 0.9974	0.0061 0.0061 0.0025
9	Apprentissage : 0.9977 Validation : 0.9973 Test : 0.9696	0.0026 0.0020 0.0034
10	Apprentissage : 0.9988 Validation : 0.96384 Test : 0.99114	0.0001 0.0329 0.0052

1.3. Résultats

Nous présentons une comparaison entre les résultants des cinétiques d'extraction expérimentales et celles obtenus de la simulation des RNA comme suit :

- Simulation avec 4 entrées (ME, D, m et t) : Figures 2-4 à 2-7
- Simulation avec 5 entrées (ME, D, m, P et t) : Figures 2-10 à 2-14
- Simulation avec 5 entrées (ME, D, m/V, P et t) : Figures 2-17 à 2-21

- Simulation avec 5 entrées (ME, D, m/V, Q et t) : Figures 2-24 à 2-26
- Simulation avec 5 entrées (ME, D, m, Q et t) : Figures 2-29 à 2-31
- Simulation avec 6 entrées (ME, D, m/V, P, Q et t): Figures 2-34 à 2-37

1.3.1 Résultats de la simulation avec 4 entrées (ME, D, m/V et t)

En comparant les valeurs du tableau 2-1, on remarque que les meilleurs résultats pour le coefficient de corrélation et pour la MSE sont obtenus pour un nombre de neurones cachés égale (figure 2-2 et 2-3). Cependant, la simulation peut donner aussi de bons résultats en ayant plus (10-12) ou moins (5-8) de neurones cachés.

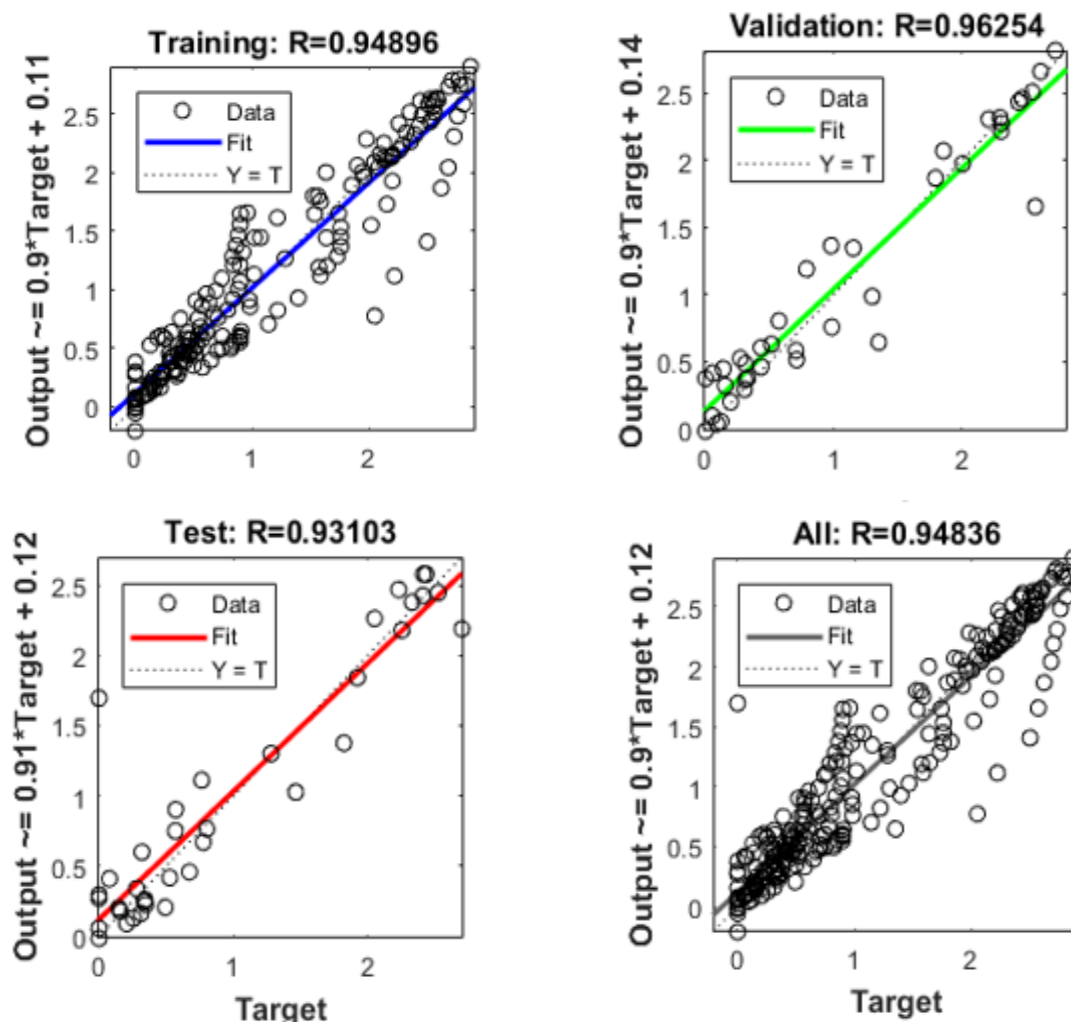


Figure 2-2 : Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour neuf neurones cachés

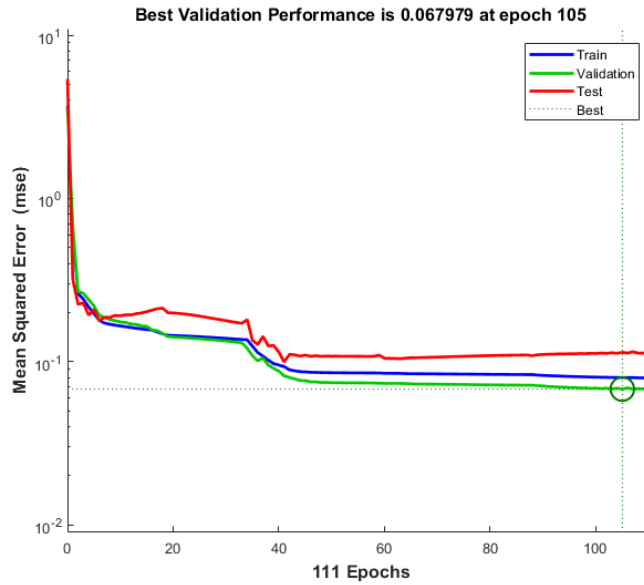


Figure 2-3 : Résultats obtenus la MSE pour neuf neurones cachés

Contrairement aux résultats présentés dans les figures 2-6 et 2-7, les figures 2-4 et 2-5 dévoilent une parfaite adéquation entre les résultats simulés par les RNA pour différents neurones cachés et les résultats expérimentaux.

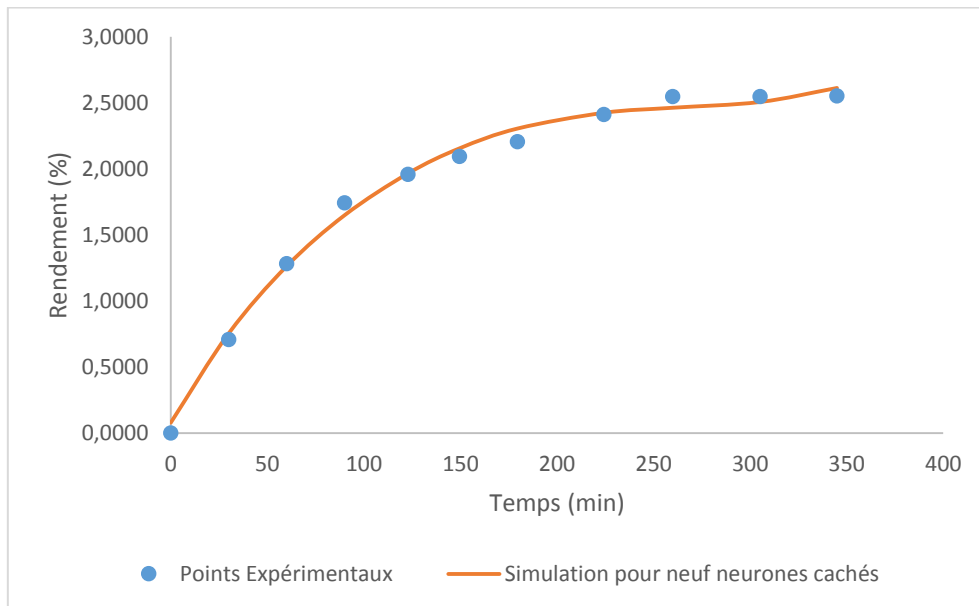


Figure 2-4 : extraction de l'HE de carvi par HD, (Farhat, et al., 2010)

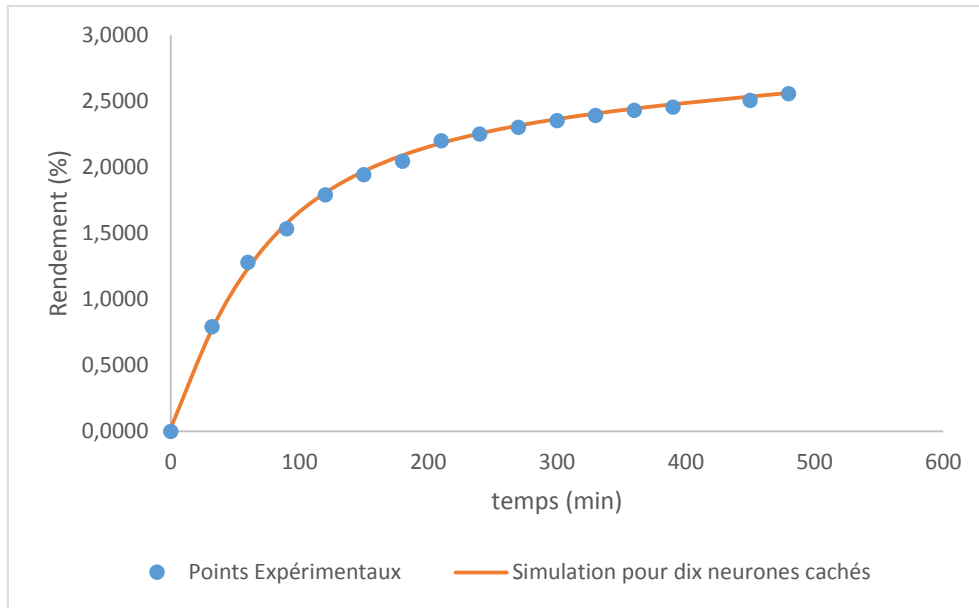


Figure 2-5 : Extraction de l'huile essentielle d'Eucalyptus par HD - (Babu, et al., 2009)

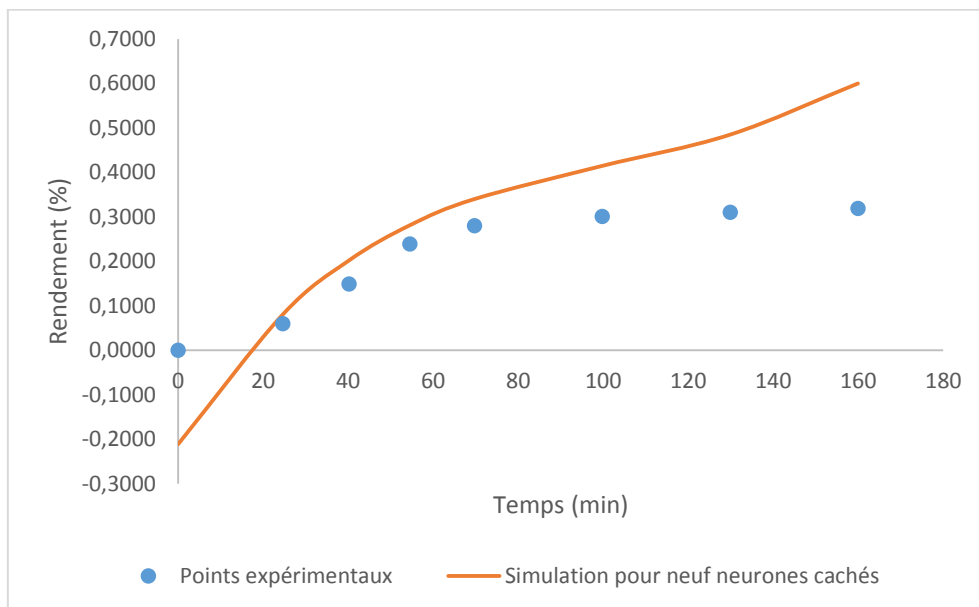


Figure 2-6 : Extraction de l'huile essentielle de Myrte par HD- (Berka-Zougali, et al., 2012)

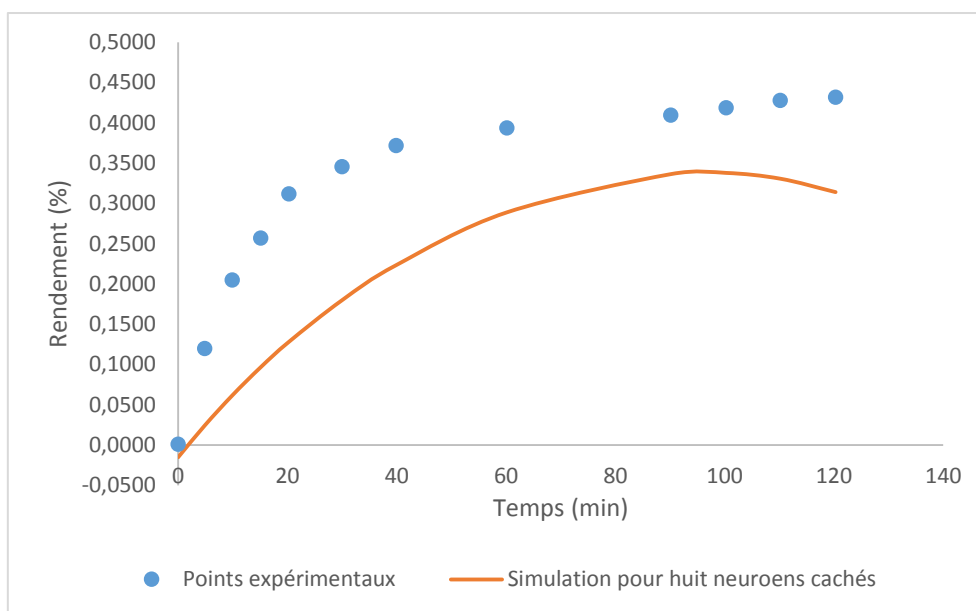


Figure 2-7 : Extraction de l'huile essentielle du laurier cerise par HD- (Stanisavljević, et al., 2014)

1.3.2 Résultats de la simulation pour cinq entrées : ME, D, m, P et t

En comparant les valeurs du tableau 2-3, nous obtenons un résultat optimal pour le coefficient de corrélation R et l'erreur quadratique moyenne MSE tel exposé dans les figures 2-8 et 2-9 ci-dessous, et ce, en utilisant neuf neurones cachés. On remarque qu'il y a une bonne répartition des points autour de la première bissectrice et ceci se traduit par une erreur quadratique assez faible. Toutefois, de bons résultats sont obtenus pour un nombre différents de neurones cachés (5 à 8 et 10 à 12).

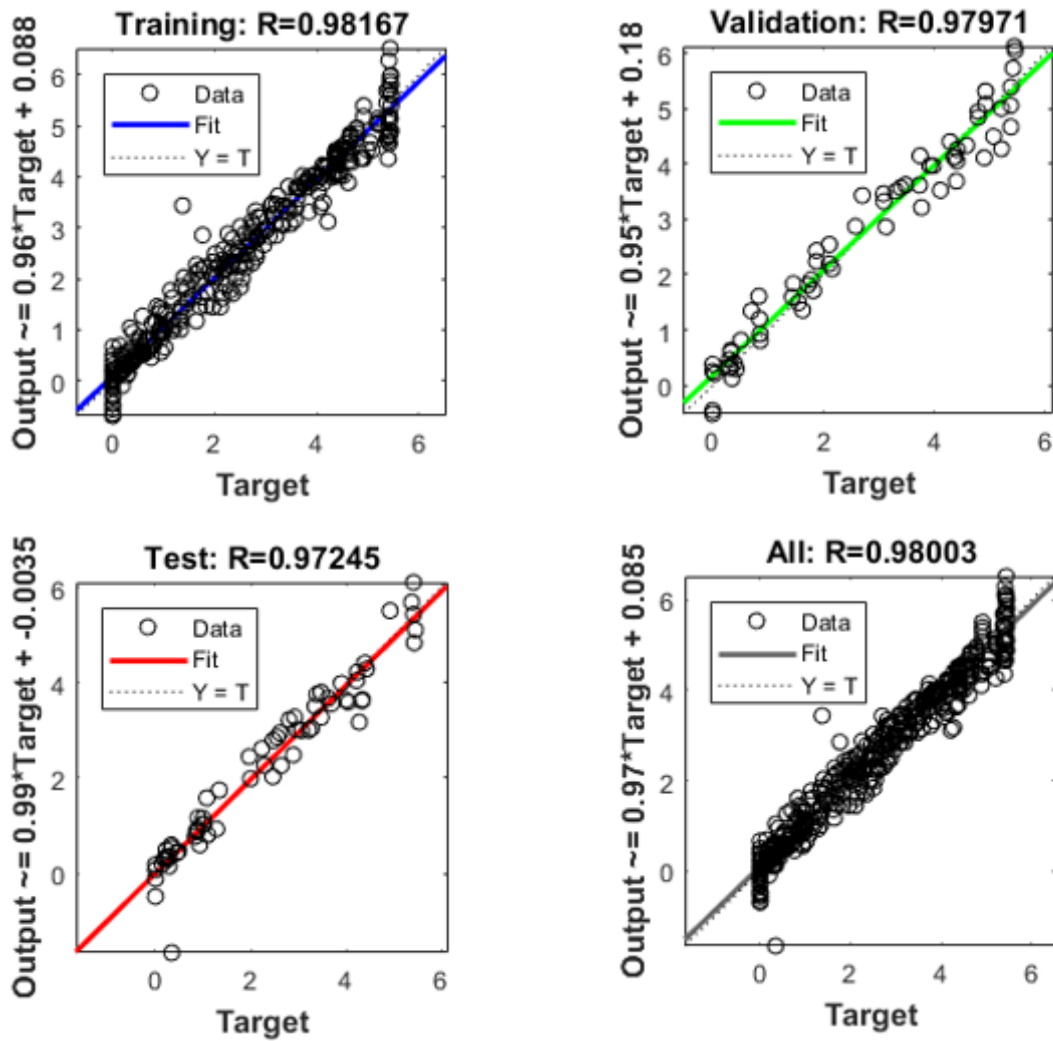


Figure 2-8 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour neuf neurones cachés

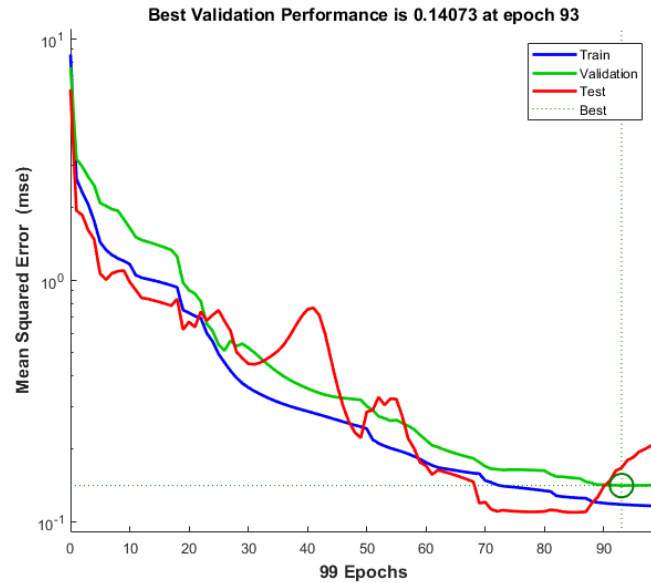


Figure 2-9 : Résultats de la MSE obtenus pour neuf neurones cachés

Les figures 2-10 et 2-11 montrent une parfaite adéquation entre les résultats simulés par les RNA pour différents neurones cachés et les résultats expérimentaux. Cependant, par manque de points expérimentaux, nous obtenons une mauvaise simulation et ceux quel que soit le nombre de neurones cachés utilisés (Figures 2-12 – 2-14).

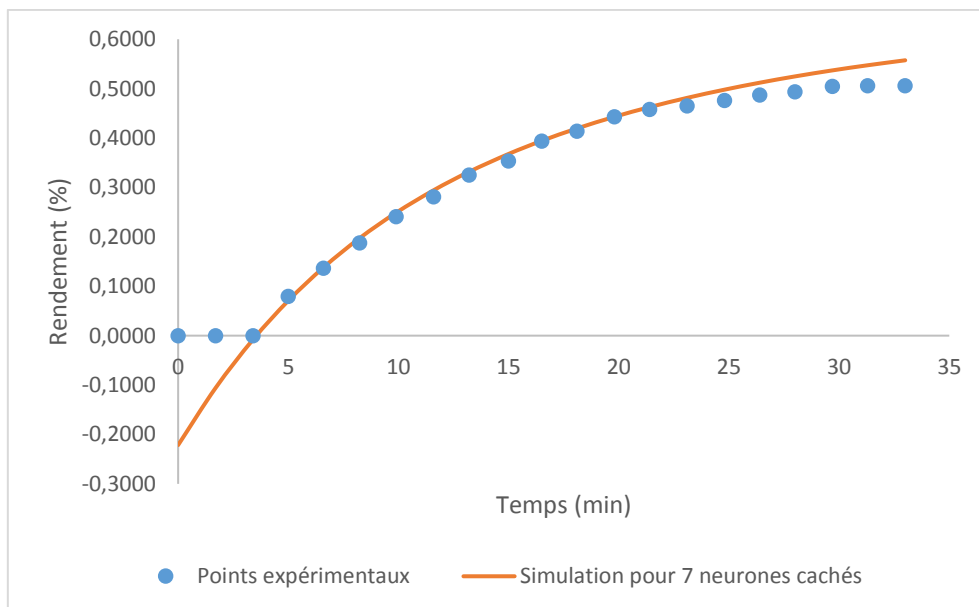


Figure 2-10 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par ESSAMO (Filly, et al., 2014)

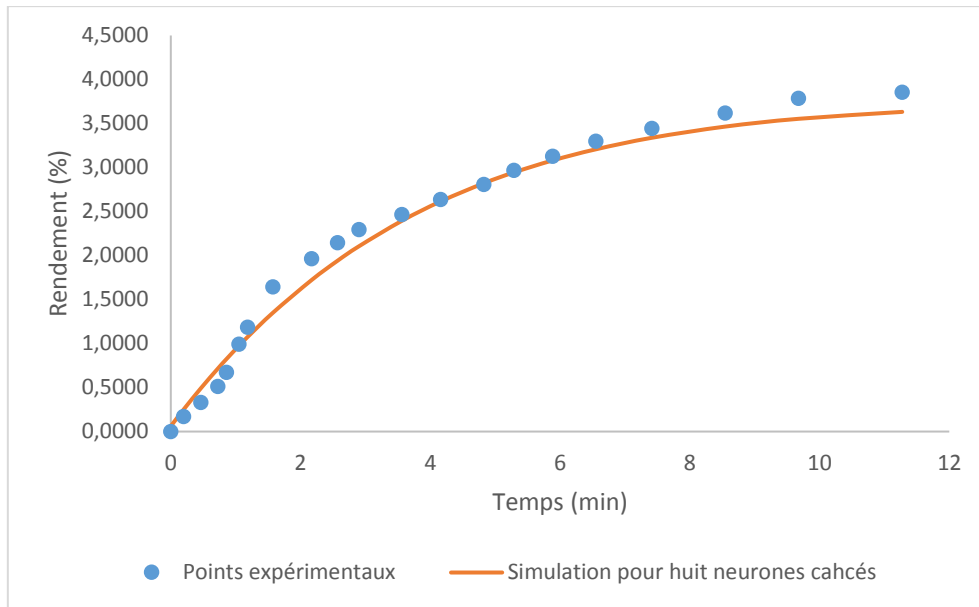


Figure 2-11 : Extraction de l'huile essentielle d'écorces d'orange par HDFAMOG- (Boukroufa, et al., 2015)

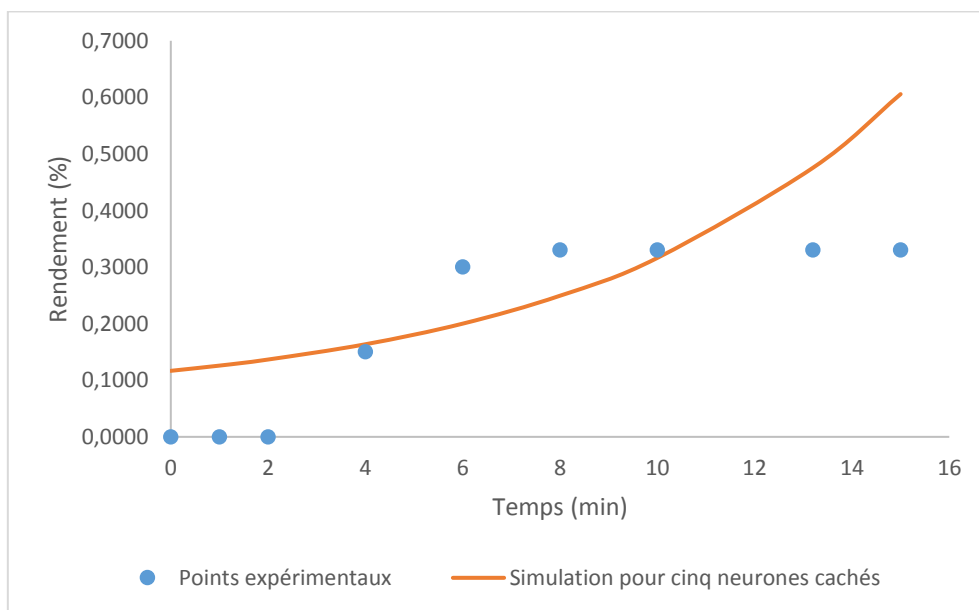


Figure 2-12 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HDFAMOG- (Bousbia, 2009)

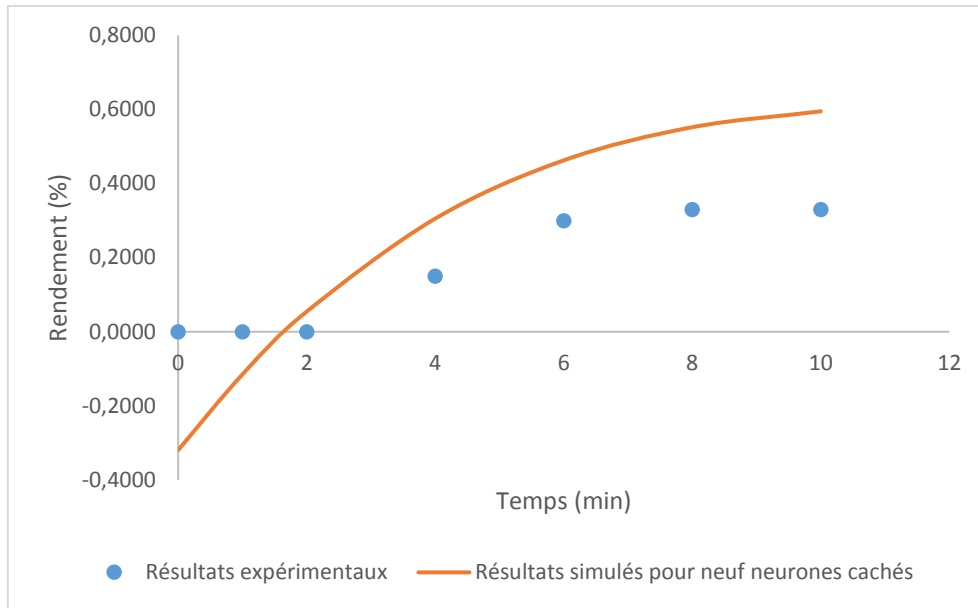


Figure 2-13 : Extraction de l'huile essentielle de Romarin par HDFAMOG- (Bousbia, 2009)

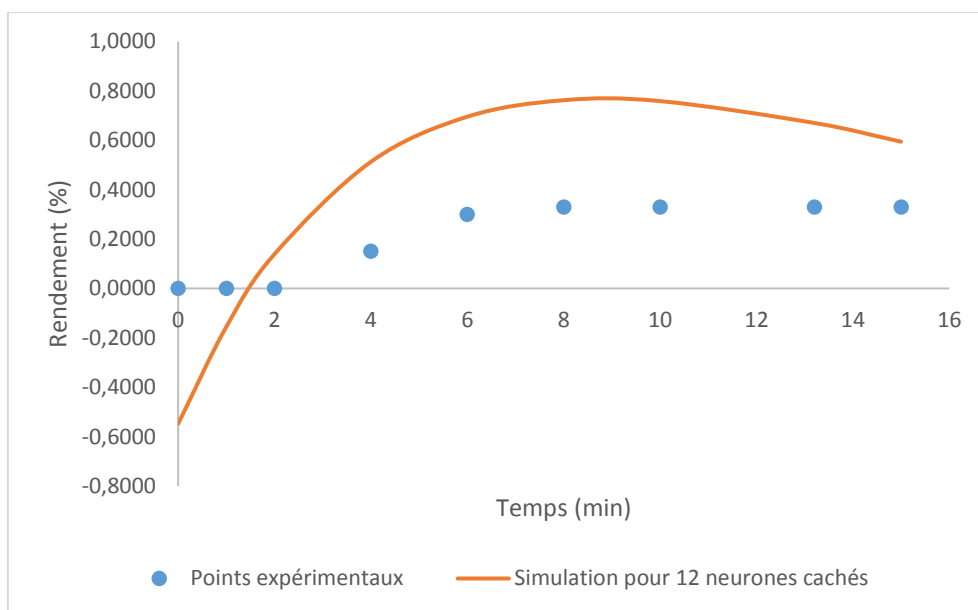


Figure 2-14 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HDFAMOG- (Bousbia, 2009)

1.3.3 Résultats de la simulation pour cinq inputs (ME, D, m/V, P et t)

Les figures 2-15 et 2-16 présentent les meilleurs résultats obtenus pour les coefficients de corrélation R et l'erreur quadratique moyenne MSE. On voit qu'il y a une bonne répartition des points autour de la première bissectrice à l'exception de quelques-uns. Néanmoins, ces derniers

ont un impact significatif sur la simulation et peuvent donner de mauvais résultats pour certains cas.

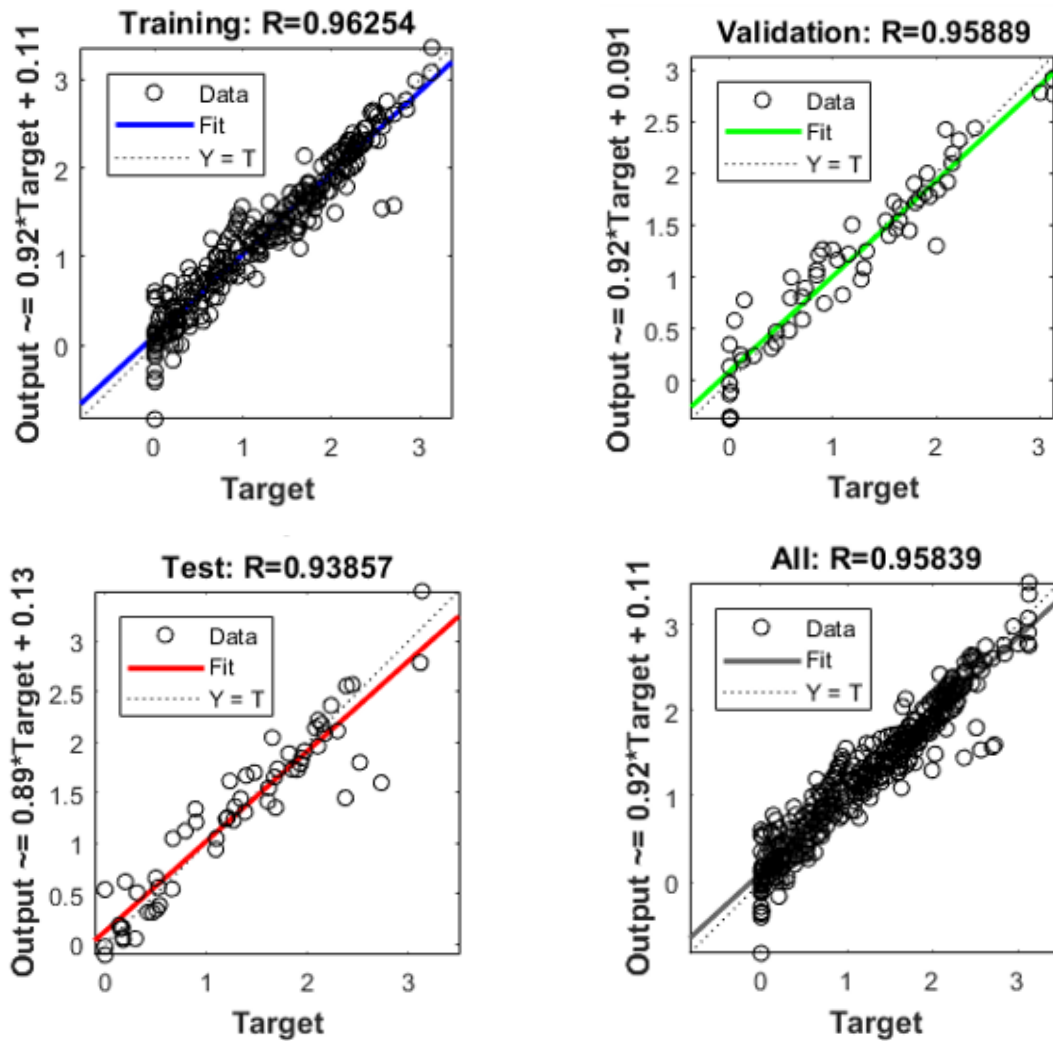


Figure 2-15 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour huit neurones cachés

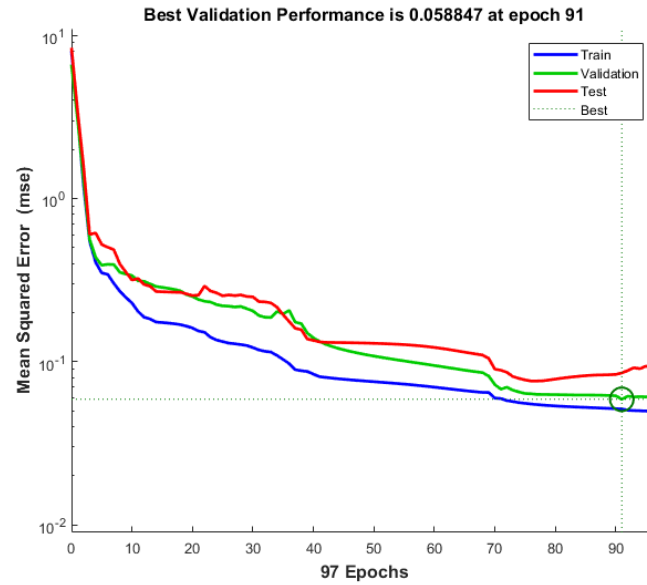


Figure 2-16 : Résultats de la MSE obtenus pour huit neurones cachés

Les figures 2-17 et 2-18 montrent une bonne concordance entre les résultats expérimentaux et les résultats simulés par différents neurones cachés. Cependant, pour les figures 2-19, 2-20 et 2-21, et tel mentionné ci-dessus, nous observons que les points proches du zéro se trouvant loin de la première bissectrice ont effectivement donné une mauvaise simulation et ce quel que soit le nombre de neurones cachés utilisés.

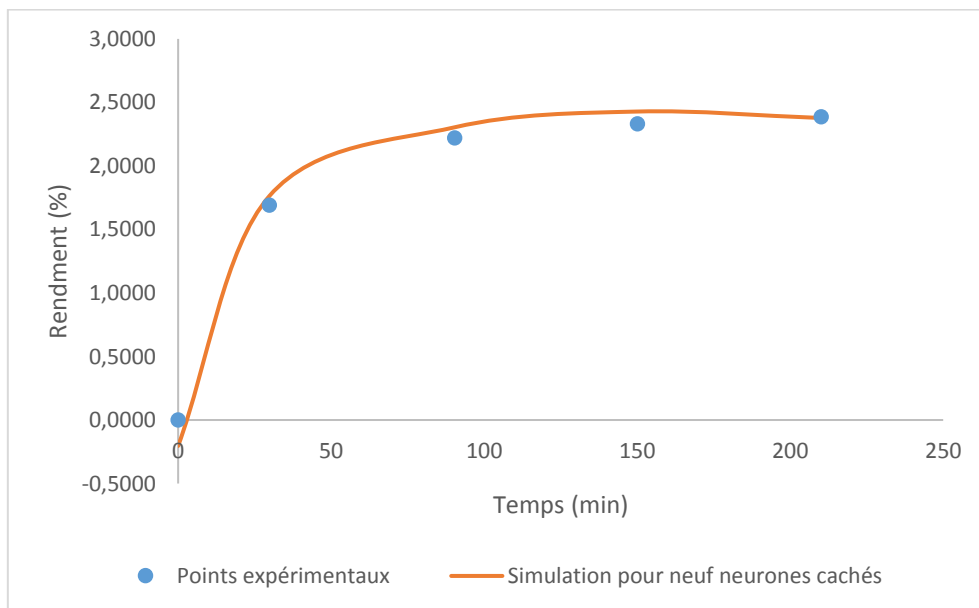


Figure 2-17 : Extraction de l'huile essentielle du Thym par HD- (Golmakani, et al., 2008)

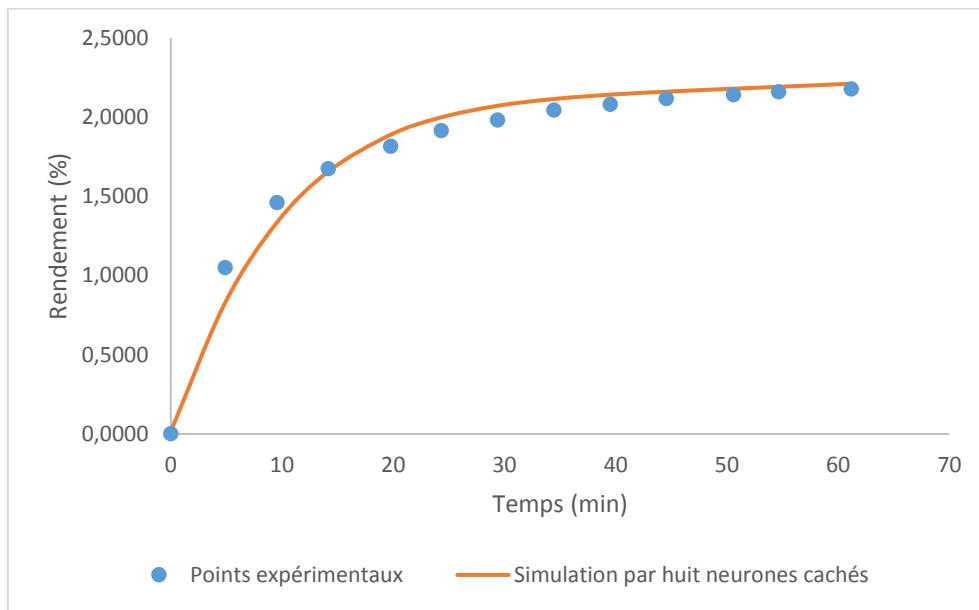


Figure 2-18 : Extraction de l'huile essentielle des feuilles de Patchouli par MAHD - (Kusuma, et al., 2016)

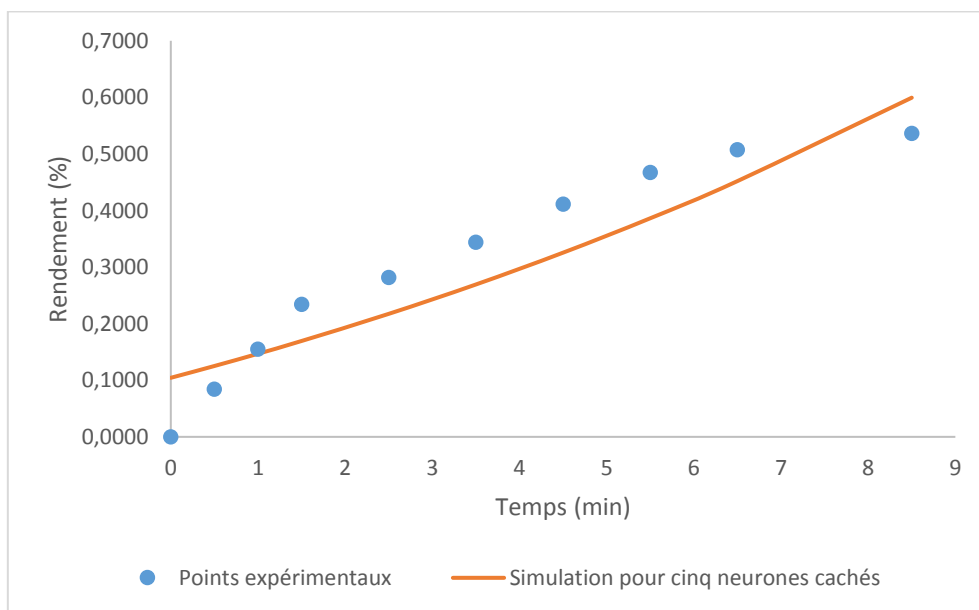


Figure 2-19 : Extraction de l'huile essentielle de Nigelle par MO - (Benkaci-Ali, et al., 2006)

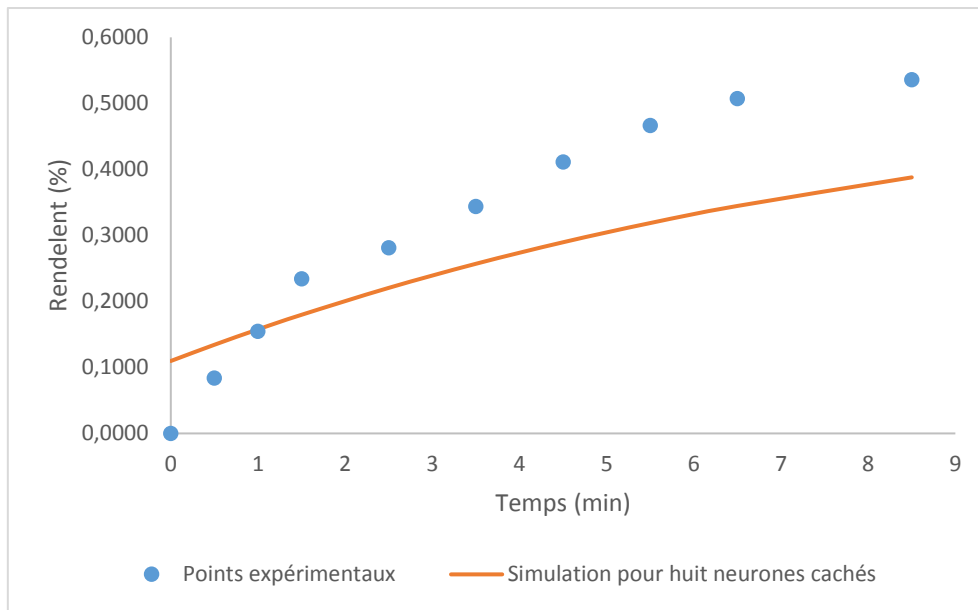


Figure 2-20 : Extraction de l'huile essentielle de nigelle par MO- (Benkaci-Ali, et al., 2006)

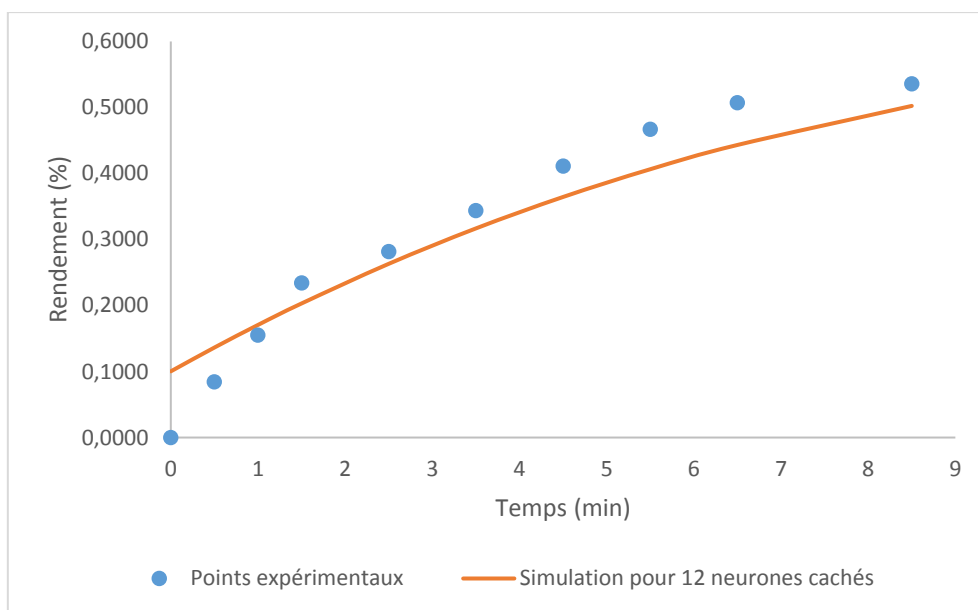


Figure 2-21 : Extraction de l'huile essentielle de nigelle par MO- (Benkaci-Ali, et al., 2006)

1.3.4 Résultats de la simulation pour cinq entrées (ME, D, m/V, Q et t)

Les figures 2-22 et 2-23 ci-dessous nous montrent les résultats optimaux obtenus pour le coefficient de corrélation R et l'erreur quadratique moyenne MSE. On remarque que les valeurs obtenues pour le coefficient de corrélation, à savoir : l'apprentissage, la validation et le test sont concluantes se traduisant ainsi par une MSE très petite pour les trois cas.

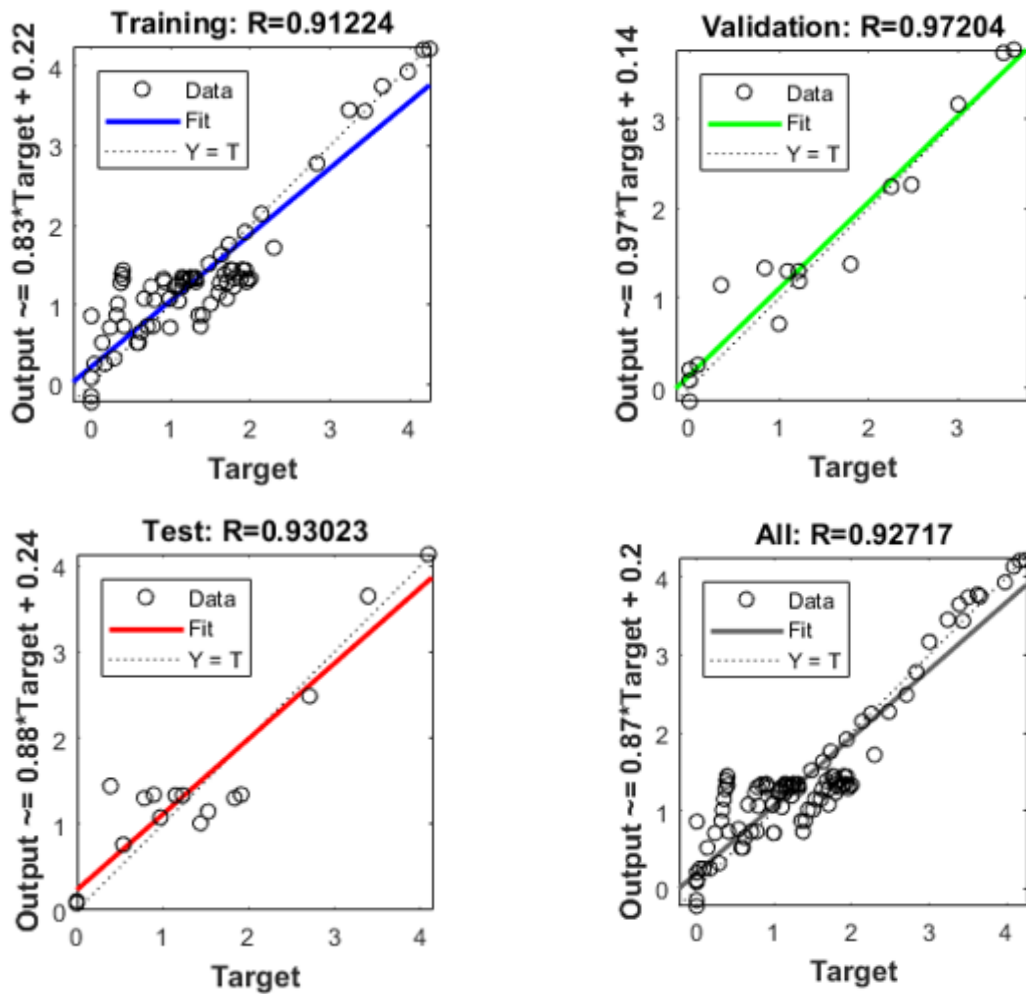


Figure 2-22 : Résultats du coefficient de corrélation R et de la MSE pour 11 neurones cachés

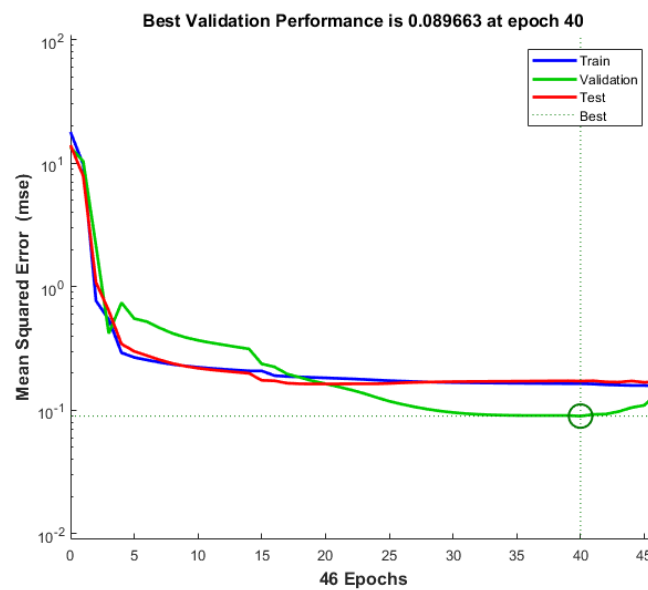


Figure 2-23 : Résultats la MSE obtenus pour 11 neurones cachés

On remarque que pour n'importe quel nombre de neurones cachés utilisés dans la couche cachée, on obtient une concordance parfaite entre les résultats simulés par les RNA et les résultats expérimentaux, et ce, tel parenté dans les figures 2-24 et 2-25.

Par contre, la figures 2-26 présente une grande entre les résultats simulés par les RNA et les résultats expérimentaux.

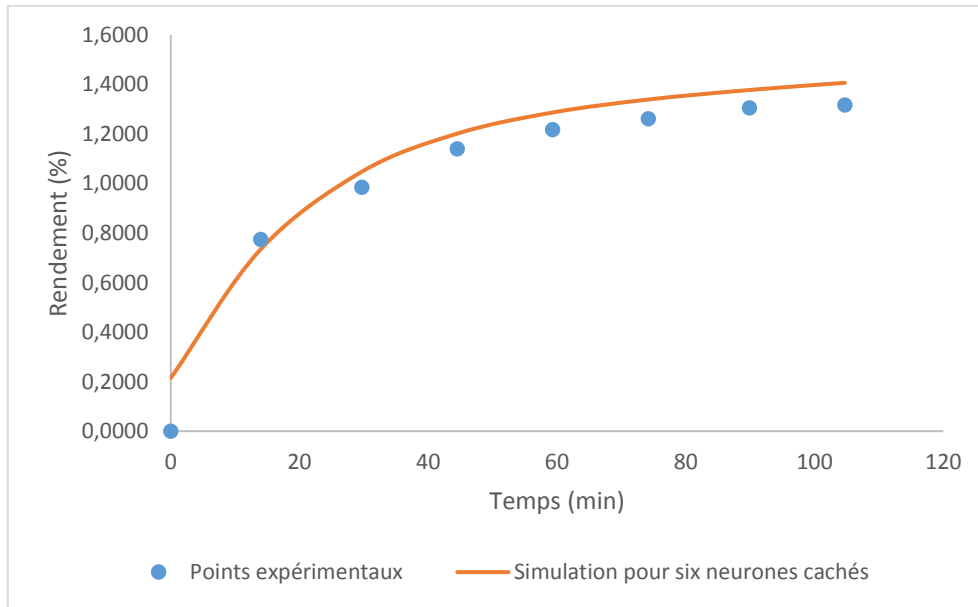


Figure 2-24 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HD- (Ouzzar, et al., 2015)

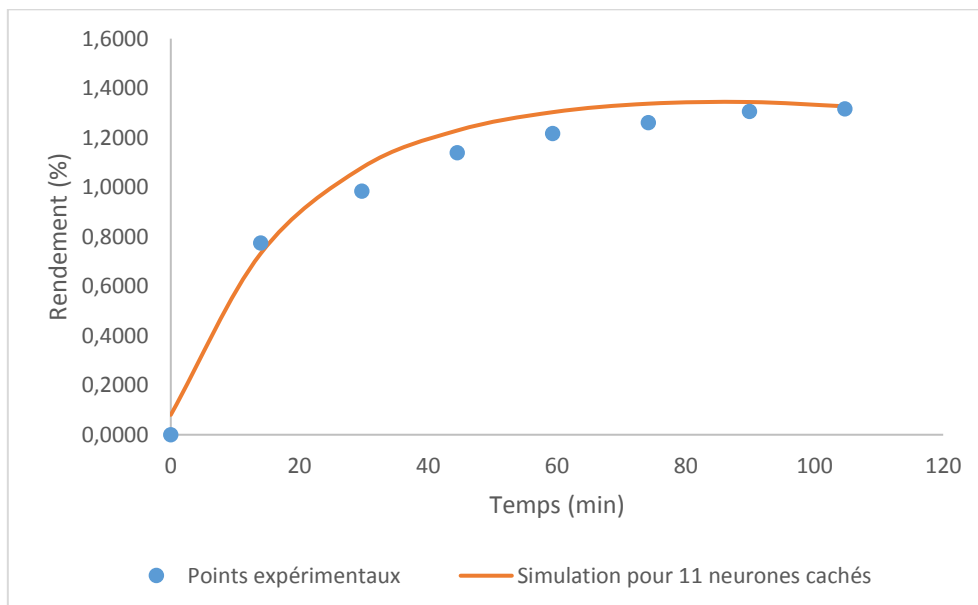


Figure 2-25 : Extraction de l'huile essentielle de romarin par HD - (Ouzzar, et al., 2015)

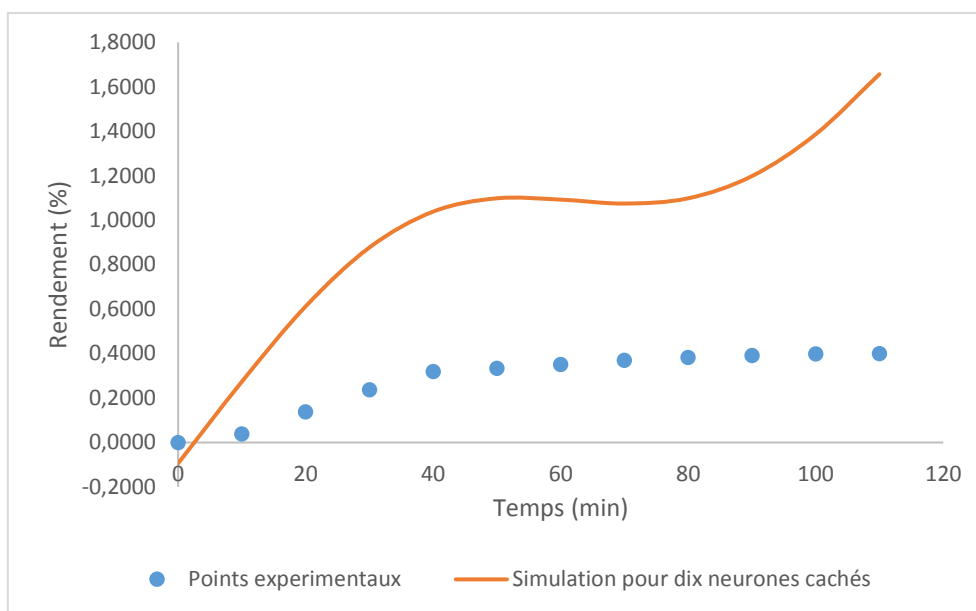


Figure 2-26 : Extraction de l'huile essentielle de la tige de sauge par HD- (Veličković, et al., 2001)

1.3.5 Résultats de la simulation pour cinq entrées (ME, D, m, Q et t)

Les figures 2-27 et 2-28 ci-dessous présentent les meilleurs R et MSE obtenus et ce, pour dix neurones cachés. Que ce soit pour l'apprentissage, la validation ou le test, le coefficient de corrélation est supérieur à 0.9 et la MSE est inférieure à 0.1.

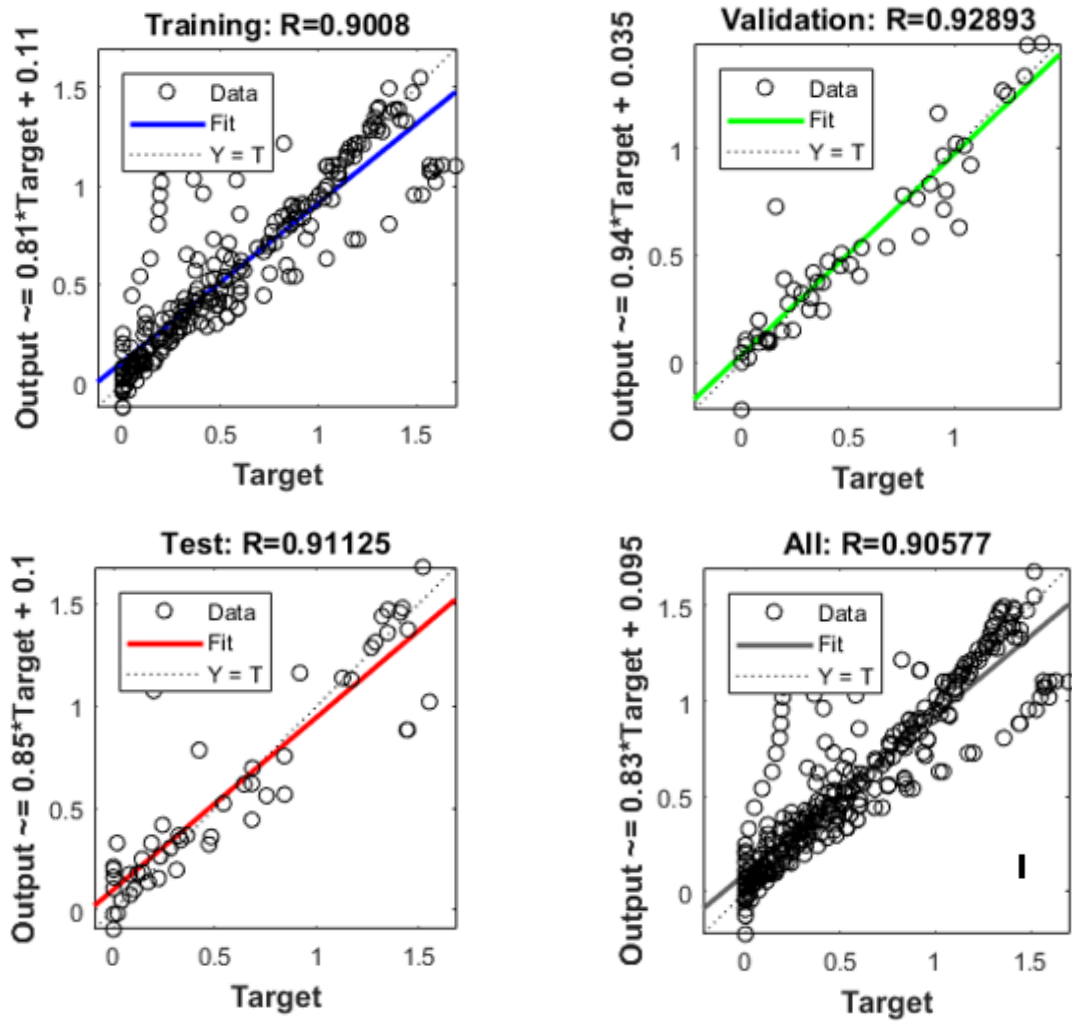


Figure 2-27 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour dix neurones cachés

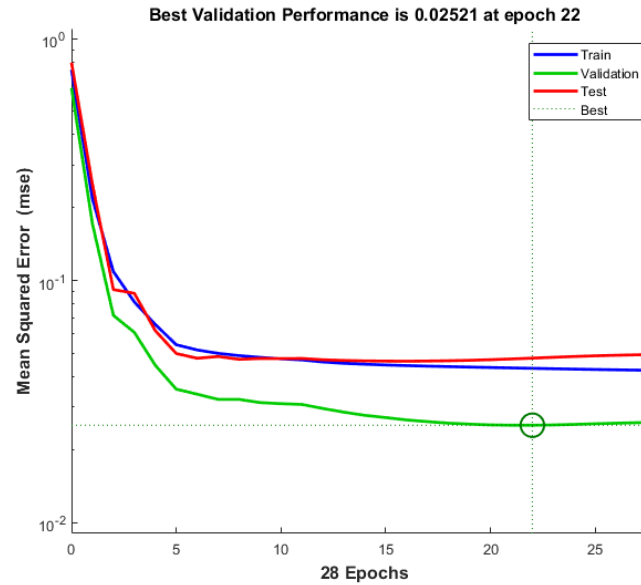


Figure 2-28 : Résultats de la MSE obtenus pour dix neurones cachés

Quel que soit la méthode ou la durée de l'extraction, on obtient d'excellents résultats avec les RNA et pour différents neurones cachés (Figures 2-29 et 2-30). Cependant, pour des rendements assez faibles, la simulation par les RNA est assez mauvaise et donne une droite au lieu de suivre l'allure de la courbe comme on le voit sur la figure 2-31.

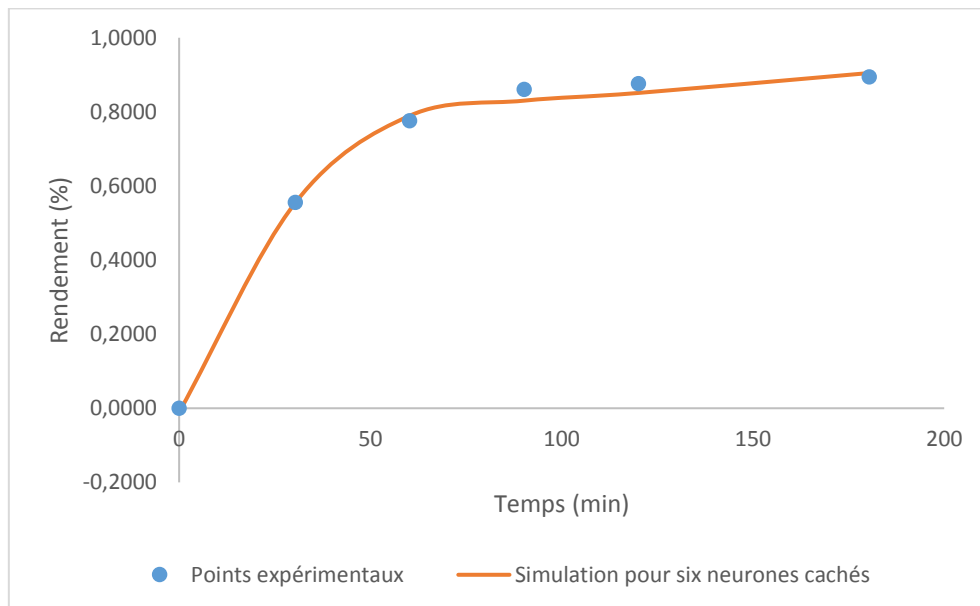


Figure 2-29 : Extraction de l'huile essentielle de menthe par HD- (Benyoussef, et al., 2005)

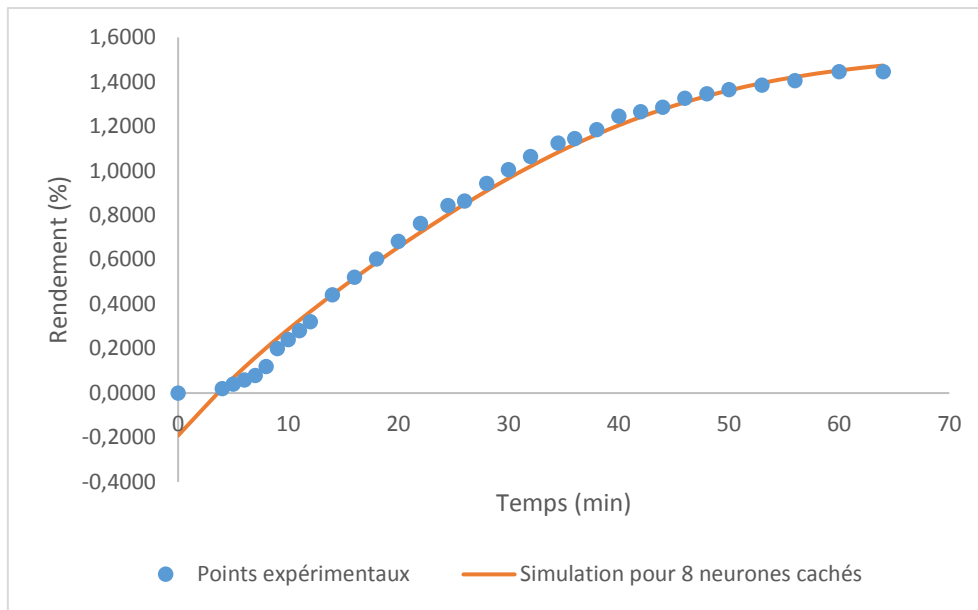


Figure 2-30 : Extraction de l'huile essentielle de lavande par EVE- (Cerpa, et al., 2008)

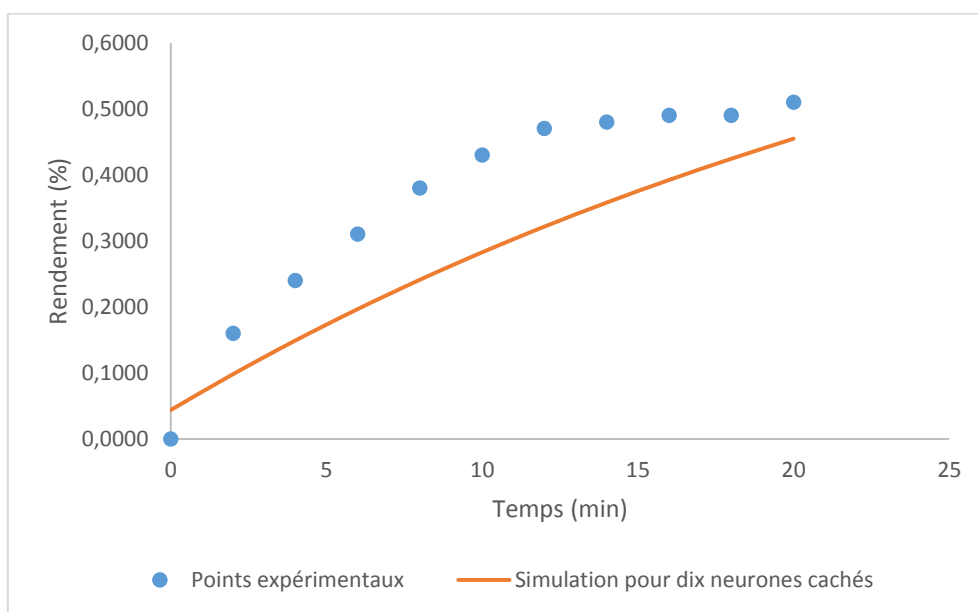


Figure 2-31 : Extraction de l'huile essentielle de basilic par EVE- (Cassel, et al., 2009)

1.3.6 Résultats de la simulation pour toutes les entrées (ME, D, m/V, Q, P et t)

Les figures 2-32 et 2-33 montrent les résultats optimaux obtenus pour les coefficients de corrélation et l'erreur quadratique moyenne. On voit bien que tous les points se trouvent sur la première bissectrice ou juste à proximité. Les coefficients de corrélation dépassent 0.99 que ce soit pour l'apprentissage, la validation ou le test et l'erreur quadratique est de l'ordre de 10^{-2} pour les trois cas.

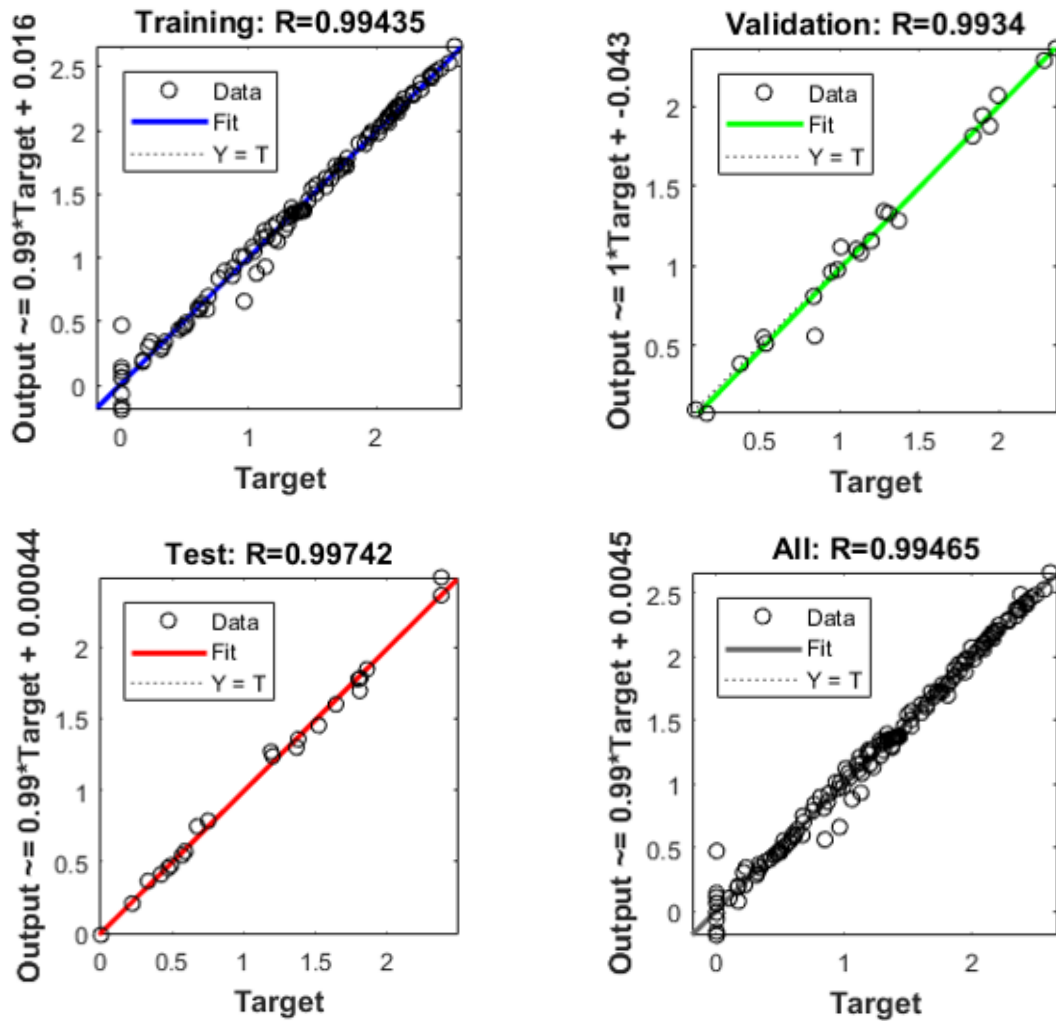


Figure 2-32 : Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour huit neurones cachés

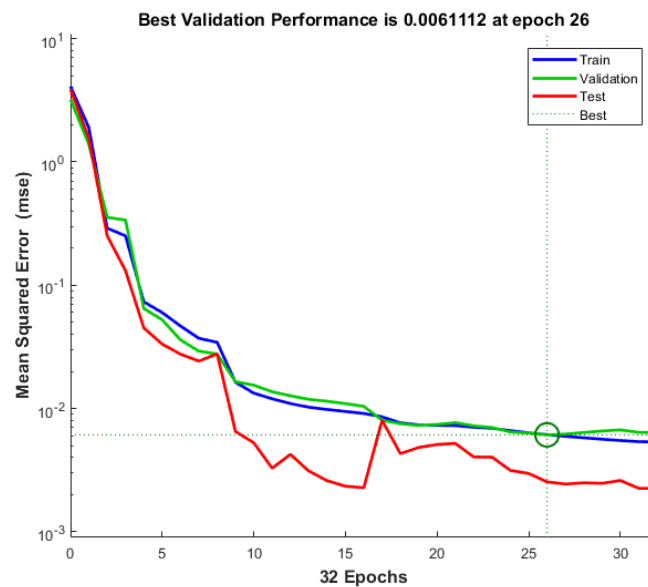


Figure 2-33 : Résultats de la MSE obtenus pour huit neurones cachés

Ceci se traduit par d'excellents résultats pour tous les graphes quel que soit le temps d'extraction, la méthode d'extraction employés ou le nombre de neurones cachés utilisés (ANNEXE 1-4) (Figures 2-34 à 2-37).

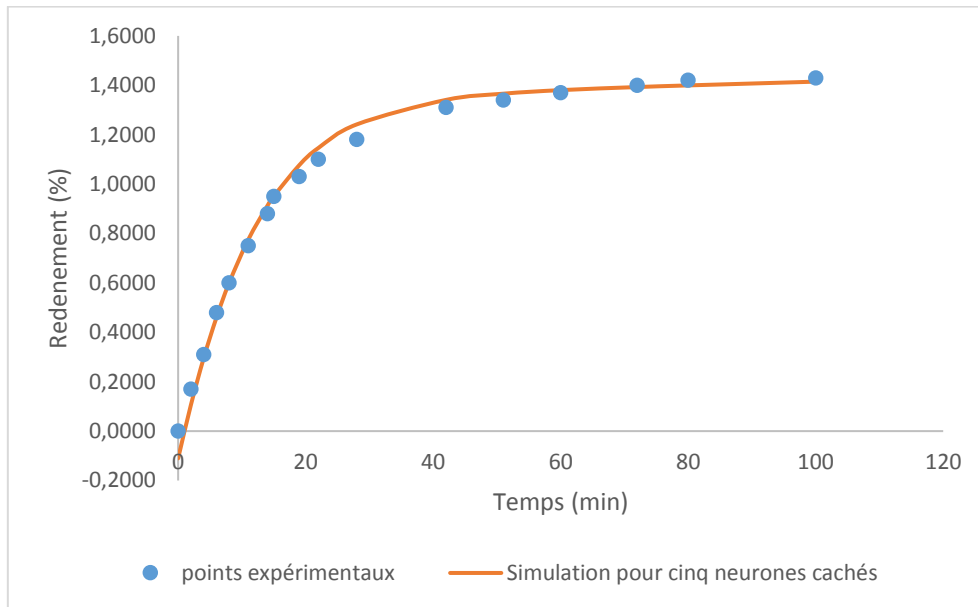


Figure 2-34 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008)

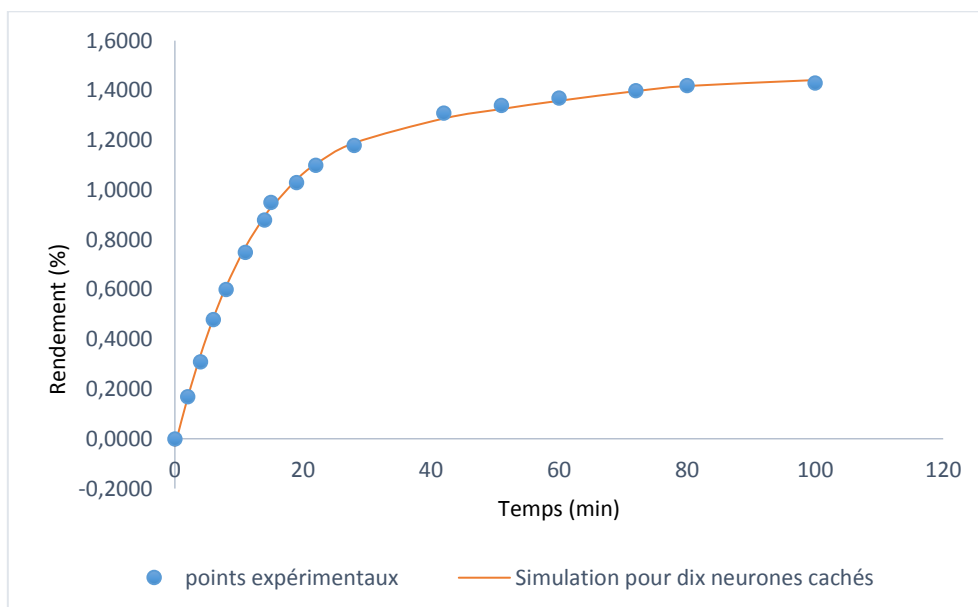


Figure 2-35 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008)

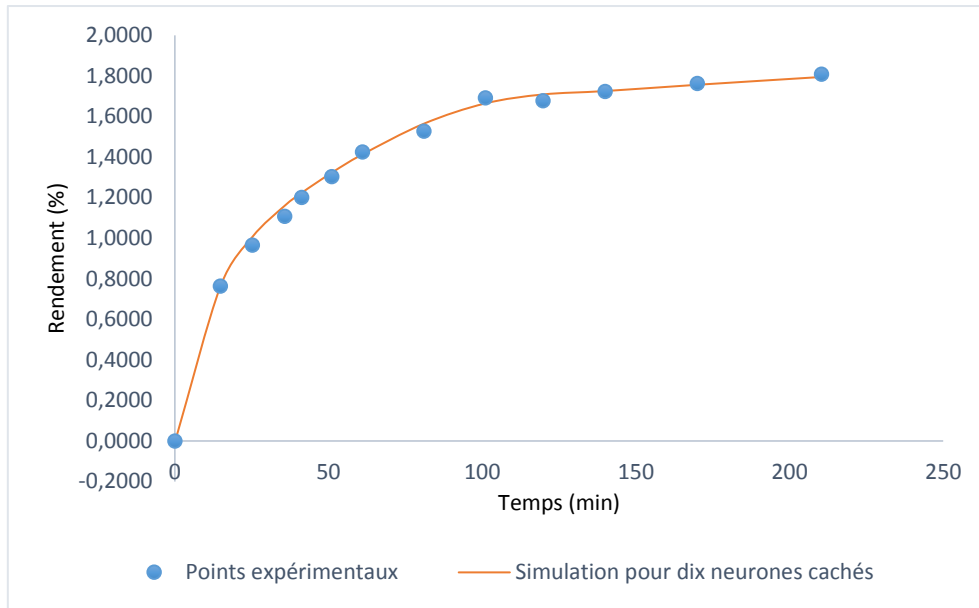


Figure 2-36 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par MAHD- (Pavicevic, 2015)

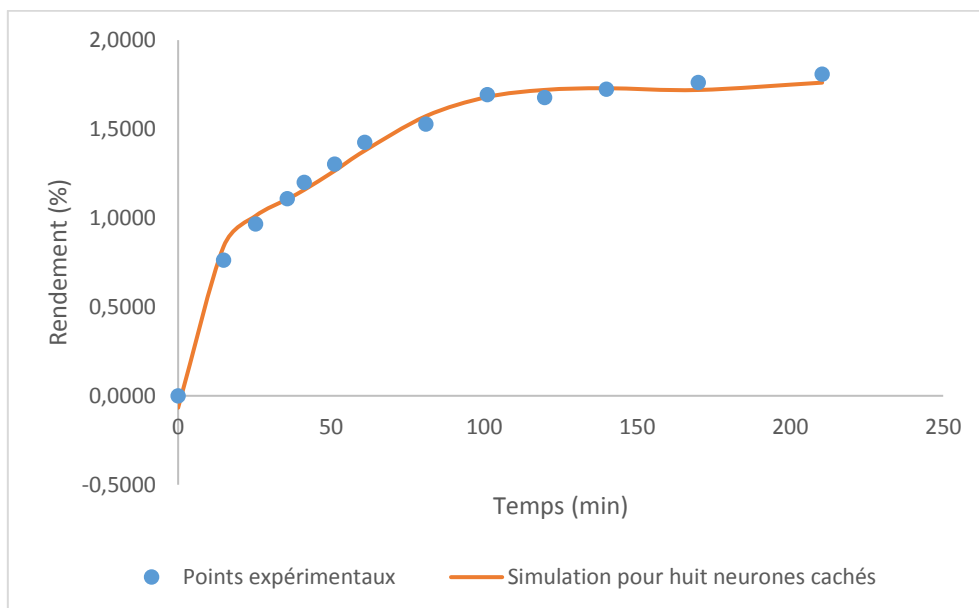


Figure 2-37 : Extraction de l'huile essentielle de bais de genièvre par MAHD- (Pavicevic, 2015)

Le tableau 2-8 résume les meilleurs résultats du coefficient de corrélation R et de l'erreur quadratique MSE obtenus pour chaque entrée introduite dans le RNA sur Matlab.

Tableau 2-8 : Tableau récapitulatif des meilleurs résultats obtenus pour les différentes entrées

Entrées	Nombre de neurones cachés	R	MSE
ME, D, m/V et t	9	Apprentissage : 0.9490 Validation : 0.9625 Test : 0.9310	0.0799 0.0681 0.1141
ME, D, m, P et t	9	Apprentissage : 0.9817 Validation : 0.9797 Test : 0.9725	0.1174 0.1407 0.1667
ME, D, m/V, P et t	8	Apprentissage : 0.9625 Validation : 0.9589 Test : 0.9386	0.0514 0.0588 0.0854
ME, D, m/V, Q et t	11	Apprentissage : 0.9122 Validation : 0.9720 Test : 0.9320	0.1641 0.0897 0.1722
ME, D, m, D et t	10	Apprentissage : 0.9008 Validation : 0.9289 Test : 0.9113	0.0433 0.0252 0.0477
ME, D, m/V, P, Q et t	8	Apprentissage : 0.9944 Validation : 0.9934 Test : 0.9974	0.0061 0.0061 0.0025

1.4. Discussion des résultats

Les simulations exécutées ci-dessus nous amènent aux observations suivantes :

- Des résultats de simulations acceptables sont obtenus pour des cinétiques d'extraction où le palier n'est pas clairement atteint. Cependant, quand plusieurs points expérimentaux rejoignent ce dernier, nous remarquons des écarts assez importants, c'est à dire, un domaine dans lequel aucune évolution en termes de rendement n'est perceptible.
- Lorsque nous sommes en présence de rendement faible, les résultats simulés avec les réseaux de neurones n'ont aucune signification et divergent complètement par rapport aux résultats expérimentaux

- Dans le cas où nous avons des rendements relativement élevés, nous constatons que ceux simulés avec les réseaux de neurones concordent parfaitement avec les résultats expérimentaux. Etant donné qu'on obtient des rendements assez élevés avec les méthodes d'extraction à microondes, nous pouvons dire que les nouvelles méthodes d'extraction sont mieux simulées que les méthodes conventionnelles.
- Pour avoir une meilleure simulation, nous n'avons pas joué sur la couche cachée mais plus tôt sur le nombre de neurones cachés. Ce paramètre a été optimisé pour chaque cas. Par ailleurs, le fait d'augmenter le nombre de neurones cachés ne veut pas dire forcément que nous allons aboutir à de bons résultats. Au contraire un nombre élevé de neurones cachés peut entraîner un sur-apprentissage et vas fausser les résultats.

1.5. Conclusion

Comme nous nous intéressons à la simulation et à l'évolution du rendement en fonction du temps par une approche neuronale il aurait été pertinent de procéder à un traitement de notre banque de données et ne garder que le domaine des temps où l'évolution du rendement est significative.

CONCLUSION GENERALE

Après avoir passé en revue quelques généralités sur les HEs ainsi que leurs méthodes d'obtention, nous avons parlé des réseaux de neurones et approfondi la procédure de sélection d'un réseau.

Dans cette optique, nous avons essayé de modéliser des cinétiques d'extraction des HEs par une toute nouvelle approche qui est la modélisation par les « RNA ». En effet après avoir étudié les différents types de RNA qui existent nous avons opté pour le « PMC ». En se basant sur ce dernier, nous avons finalement réussi à construire notre modèle en utilisant une très large banque de données récoltée à travers les différents travaux antérieurs cités plus haut. Pour chacun des cas étudiés, nous avons fait varier le nombre de neurones cachés dans l'unique couche cachée utilisée afin d'optimiser au mieux les résultats.

La simulation des cinétiques d'extraction par les RNA a donné de très bons résultats pour certains cas. En effet, nous avons remarqué que lorsque le rendement était assez élevé et lorsque le palier n'était pas clairement atteint, les résultats simulés par les RNA concordaient parfaitement avec les résultats expérimentaux. En revanche des écarts considérables ont été constaté entre les résultats obtenus par les RNA et les résultats expérimentaux et ce pour n'importe quels neurones cachés utilisés lorsque les rendements étaient assez faibles.

Par contre en présence d'un très grand nombre de points à optimiser quel que soit la valeur du rendement, qu'elle soit faible ou élevée, la simulation était en parfaite adéquation avec l'expérience.

Pour des travaux futurs, et dans un souci d'amélioration de la simulation des différentes cinétiques par l'approche neuronale, il serait souhaitable de procéder comme suit :

- Faire un traitement de la banque de données et ne garder que les domaines des temps où il y a une évolution ;
- Sélectionner les données ayant les mêmes plages de rendement ;
- Essayer de générer plus de points dans le cas où il n'y en a pas beaucoup à l'aide d'équation mathématique ;
- Faire un apprentissage uniquement avec les données où l'ensemble des entrées est spécifié ;

- Vérifier si la localisation de l'HE au sein du substrat végétal que nous avons introduit comme entrée, dans le cadre de ce travail, a réellement une influence significative sur les résultats.

BIBLIOGRAPHIE

Akintunde A.M., Ajala S.O. Et Betiku E. Optimization Of Bauhinia Monandra Seed Oil Extraction Via Artificial Neural Network And Response Surface Methodology: A Potential Biofuel Candidate [Revue] // *Industrial Crops And Products*. - 2015. - Vol. 67. - Pp. 387-394.

Al Ani T. Esiee-Paris [En Ligne]. - [Http://Www.Esiee.Fr/~Alanit](http://Www.Esiee.Fr/~Alanit).

Anderson J. Et Rosenfeld E. Neurocomputing : Foundations Of Research [Revue] // *Journal Of The History Of The Behavioral Sciences Cambridge* : Mit Press. - 1988. - 3 : Vol. 25. - P. 729.

Aouchar N.. Et Benkhled C. Application Des Systèmes Hybrides Neuro-Flous Au Diagnostic Des Huiles De Transformateurs. // *Mémoire De Fin D'études, Département De G. Electrique Ecole Nationale Polytechnique*.

Babu G. D. K. Et Singh B. Simulation Of Eucalyptus Cinerea Oil Distillation: A Study On Optimization Of 1,8-Cineole Production. [Revue] // *Biochemical Engineering Journal*. - 2009. - Vol. 44. - P. 226.

Bali N. Et Belblidia N.B. Intensification Des Procédés Et Modélisation De La Consommation Energétique. - Alger : Ecole Nationale Polytechnique, 2015.

Barros F. M. C. Et Al. Et Chromenes From Ageratum Conyzoides: Steam Distillation, Supercritical Extraction, And Mathematical Modeling. [Revue] // *Separation Science And Technology*, 51(2). - 2016. - P. 307.

Baser K. H. C. Et Buchbauer G. Handbook Of Essential Oils : Science, Technology, And Applications [Ouvrage]. - [S.L.] : Crc Press Taylor & Francis Group, 2010.

Belbessai S. Et Hamouma M. Etude Des Phénomènes De Transfert Lors Des Procédés D'extraction. - Alger : Ecole Nationale Polytechnique, 2016.

Beneteaud E. « Les Techniques D'extraction » [Ouvrage]. - [S.L.] : Comité Français Du Parfum , 2011.

Benkaci-Ali F., Baaliouamer A. Et Meklati B. Y. Kinetic Study Of Microwave Extraction Of Essential Oil Of Nigella Sativa L. Seeds [Revue] // *Chromathographia*. - 2006.

Benyoussef E-H. [Et Al.] Water Distillation Kinetic Study Of Spearmint Essential Oil And Of Its Major Components [Revue] // *Flavour And Frangrance Journal*. - 2005. - Vol. 20. - Pp. 30-33.

Berka-Zougali B. [Et Al.] Comparative Study Of Essential Oils Extracted From Algerian Myrtus Communis L. Leaves Using Microwaves And Hydrodistillation [Revue] // *International Journal Of Molecular Sciences* . - 2012. - Vol. 13. - Pp. 4673-4695.

Bernard T. [Et Al.] «Informations Chimie » [Ouvrage]. - Oct, 1988. - P. 179. - N° 298.

Boukroufa M. [Et Al.] Bio-Refinery Of Orange Peel Waste : A New Concept Based Integrated Green And Solvent Free Extraction Processes Unsing Ultrasound And Microwave Technique To Obtain Essential Oil, Polyphenols And Pectin [Revue] // *Ultasonics Sonochemistry*. - 2015. - Vol. 24. - Pp. 72-79.

- Bousbia N. Et Al.**, A New Process For Extraction Of Essential Oil From Citrus Peels: Microwave Hydrodiffusion And Gravity. [Revue] // Journal Of Food Engineering. - 2009. - Vol. 90. - Pp. 409-413.
- Bruneton J.** « Pharmacognosie », Plantes Médicinales [Ouvrage] / Ed. Lavoisier Techniques Et Documentation. - Paris : [S.N.], 1999. - Vol. 405.
- Budavari S. [Et Al.]** The Mark Index-Twelfth [Section] / Éd. Co White Station : Mark &. - Inc : [S.N.], 1996.
- Cassel E. Et Al. Et** Steam Distillation Modeling For Essential Oil Extraction Process. [Revue] // Industrial Crops And Products. - 2009. - Vol. 29. - P. 171.
- Cerpa M. G., Mato R. B. Et & Cocero M. J.** Modeling Steam Distillation Of Essential Oils: Application To Lavandin Super Oil [Revue] // Aiche Journal. - 2008. - Vol. 54. - P. 909.
- Chemat F. Et Lucchesi M.E.** [Revue] // J. Soc. Ouest-Afr. Chim. - 2005. - Vol. 20. - Pp. 77-99.
- Chemat F., Smadja J. Et Lucchesi. M.E. L** [Brevet] : Ep. 1.439.218 B1 : Brevet Européen. - 2004.
- Chen F., Zu Y. Et Yang L.** A Novel Approach For Isolation Of Essential Oil From Fresh Leaves Of Magnolia Sieboldii Using Microwave-Assisted Simultaneous Distillation And Extraction [Revue] // Separation And Purification Technology. - 2015. - Vol. 154. - Pp. 271-280.
- Clevenger J.F.** Apparatus For Volatile Oil Determination, Description Of New Type, American Perfumer & Essential Oil Review, [Ouvrage]. - 1928. - Pp. 467-503.
- Craveiro A.A. [Et Al.]** Microwave Oven Extraction Of An Essential Oil. [Ouvrage]. - [S.L.] : Flav. Fragr J., 1989. - Vol. 4 : Pp. 43 – 44.
- Damyeh M. S. Et Niakousari M.** Impact Of Ohmic-Assisted Hydrodistillation On Kinetics Data, Physicochemical And Biological Properties Of Prangos Ferulacea Lindle. Essential Oil: Comparison With Conventional Hydrodistillation [Revue] // Innovative Food Science And Emerging Technologies. - 2015. - Vol. 33. - Pp. 387-396.
- Desai M. A. Et Parikh J.** Extraction Of Essential Oil From Leaves Of Lemongrass Using Microwave Radiation: Optimization, Comparative, Kinetic, And Biological Studies [Revue] // Acs Sustainable Chemistry And Engineering, 3(3). - 2015.
- Desai M. A., Parikh J. Et De A. K.** Modelling And Optimization Studies On Extraction Of Lemongrass Oil From Cymbopogon Flexuosus (Steud.) Wats [Revue] // Chemical Engineering Research And Design. - 2014. - Vol. 92. - Pp. 793-803.
- Dreyfus G.** Réseaux De Neurones : Méthodologie Et Application [Ouvrage]. - 2002. - Eyrolles.
- Dugo G. Et Di Giacomo A.** Citrus. The Genus Citrus. [Ouvrage]. - London : Taylor & Francis, 2002. - P. 638 .
- El Abed D. Et Kambouche N.** Les Huiles Essentielles [Ouvrage]. - 2003. - Dar El Gharb.
- Farhat A. [Et Al.]** A Surprising Method For Green Extraction Of Essential Oil From Dry Spices : Microwave Dry-Diffusion And Gravity [Revue] // Journal Of Chromathography A. - 2010. - Vol. 1217. - Pp. 7345-7350.

- Farhat A. Et Al. Et** Microwave Steam Diffusion For Extraction Of Essential Oil From Orange Peel: Kinetic Data, Extract's Global Yield And Mechanism [Revue] // Food Chemistry. - 2011. - Vol. 125. - Pp. 255-261.
- Ferhat E. [Et Al.]** Eco-Friendly And Cleaner Process For Isolation Of Essential Oil Using Microwave Enrgy [Revue] // Journal Of Chromatography A. - 2009. - Vol. 1216. - Pp. 5077-5085.
- Fernandez X., Chemat F. Et Ti n Do T.K.** « Les Huiles Essentielles - Vertus Et Applications » [Ouvrage] / Ed. Vuibert. - Paris : [S.N.], 2012. - P. 160.
- Filly A. [Et Al.]** Solvent-Free Microwave Extraction Of Essential Oil From Aromatic Herbs : From Laboratory To Pilot And Indistrial Scale [Revue] // Food Chemistry. - 2014. - Vol. 150. - Pp. 193-198.
- Finar I.L.** « Organic Chemistry » [Ouvrage] /  d. Technical Longman Scientific &. - New York : [S.N.], 1994. - P. 965.
- Franchomme P. Et P no l D.** L'aromath rapie Exactement. Encyclop die De L'utilisation Th rapeutique Des Huiles Essentielles [Ouvrage]. - Limoges : Roger Jallois, 1990. - P. 445 .
- Franco-Vega A. [Et Al.]** Estimation Of Mass Transfer Coefficients Of The Extraction Process Of Essential Oil From Orange Peel Using Microwave Assisted Extraction [Revue] // Journal Of Food Engineering. - 2016. - Vol. 170. - Pp. 136-143.
- Gavahian M. Et Al. Et** Extraction Of Essential Oils From Mentha Piperita Using Advanced Techniques: Microwave Versus Ohmic Assisted Hydrodistillation [Revue] // Food And Bioproducts Processing. - 2015. - Vol. 94. - Pp. 50-58.
- Golmakani M.-T. Et Moayyedi M.** Comparison Of Heat And Mass Transfer Of Different Microwave-Assisted Extraction Methods Of Essential Oil From Citrus Limon (Lisbon Variety) Peel [Revue] // Food Science & Nutrition, 3(6). - 2015. - Pp. 506-518.
- Golmakani M.T. Et Rezaei K.** Comparaison Of Microwave-Assisted Hydrodistillation With The Traditional Hydrodistillation Method In The Extraction Of Essential Oils From Thymus Vulgaris L. [Revue] // Food Chemistry. - 2008. - Vol. 109. - Pp. 925-930.
- Haj-Ammar A., Meniai A-H. Et Zagrouba F.** Experimental Study And Modeling Of Essential Oil Extraction From Plants By Hydrodistillation. [Revue] // Chemical Engineering Technology. - 2014. - Vol. 37. - P. 1.
- Hamida M.A.** Elearn.Univ-Ouargla [En Ligne]. - [Https://Elearn.Univ-Ouargla.Dz](https://Elearn.Univ-Ouargla.Dz).
- Hebb D.** The Organization Of Behavior [Ouvrage]. - New York : [S.N.], 1949. - Wiley.
- Izadifar M. Et Abdolahi F.** Comparaison Between Neural Network And Mathematical Modeling Of Supercritical Co2 Extraction Of Black Pepper Essential Oil [Revue] // The Journal Of Supercritical Fluids. - 2006. - Vol. 38. - Pp. 37-43.
- Kapas  . Et Al. Et** The Kinetic Of Essential Oil Separation From Fennel By Microwave Assisted Hydrodistillaiton (Mwhd) [Revue] // Upb Scientific Bulletin, Series B: Chemistry And Materials Science. - 2011. - Vol. 73.
- Khajeh M. [Et Al.]** Comparison Of Essential Oil Composition Of Carum Copticum Obtained By Supercritical Carbon Dioxide Extraction And Hydrodistillation Methods. [Ouvrage]. - [S.L.] : Food Chemistry, 2014. - Pp. 587-591.

- Khajeh M., Moghaddam M.G. Et Shakeri M.** Application Of Artificial Neural Network In Predicting The Extraction Yield Of Essential Oils *Diplotaenia Cachrydifolia* By Supercritical Fluid Extraction [Revue] // *The Journal Of Supercritical Fluids*. - 2012. - Vol. 69. - Pp. 91-96.
- Kohonen T.** "Self-Organized Formation Of Topologically Correct Feature Maps" [Revue] // *Biological Cybernetics*. - 1982. - Vol. 43. - Pp. 59-69.
- Kusuma H. S. Et Mahfud M.** Comparison Of Conventional And Microwave-Assisted Distillation Of essential Oil From *Pogostemon Cablin* Leaves: Analysis And Modelling Of heat And Mass Transfer [Revue] // *Journal Of Applied Research On Medicinal And Aromatic Plants*. - 2016. - Vol. 87. - P. 11.
- Kusuma H.S. [Et Al.]** Kinetics Study Of Oil Extraction From *Citrus Auranticum L.* By Solvent-Free Microwave Extraction [Revue] // *Communications In Science And Technology* . - 2016. - Pp. 15-18.
- Lafon J.P., Tharaud-Prayer C. Et Lévy G.** *Biologie Des Plantes Cultivées. Tome 1 : Organisation, Physiologie De La Nutrition* [Ouvrage] / Ed. Lavoisier Tec & Doc. - Paris : [S.N.], 1988. - P. 240.
- Lashkarbolooki M., Shafipour Z.S. Et Hezave A.Z.** Trainable Cascade-Forward Back-Propagation Network Modeling Of Spearmint Oil Extraction In A Packed Bed Using Sc-Co2 [Revue] // *The Journal Of Supercritical Fluids*. - 2013. - Vol. 73. - Pp. 108-115.
- Leonelli C., Veronesi P. Et Cravotto G.,** *Microwave-Assisted Extraction For Bioactive Compounds: Theory And Practice*, [Ouvrage] / Éd. Springer. - New York : Chemat, F.; Cravotto, G., 2013. - P. 14.
- Li Y. [Et Al.]** *Microwave-Assisted Extraction For Bioactive Compounds: Theory And Practice*, [Ouvrage] / Éd. Springer Food Engineering Series. - New York : Chemat, F.; Cravotto, G., 2013. - Pp. 103-126.
- Li Y., Fabiano-Tixier A.S. Et Chemat F. ,** « Essential Oils As Reagents In Green Chemistry » [Ouvrage]. - [S.L.] : Springerbriefs In Green Chemistry For Sustainability, 2014. - P. 78.
- Lions P-L.** *Modélisation Mathématique* [Ouvrage]. - 2003.
- Lucchesi M. E., Chemat F. Et Smadja J.** Solvent-Free Microwave Extraction Of Essential Oil From Aromatic Herbs: Comparison With Conventional Hydro-Distillation. [Revue] // *Journal Of Chromatography A*. - 2004. - Vol. 1043. - Pp. 323-327.
- Maleky-Dozzadeh M. Et Al. Et** Application Of Multistage Steam Distillation Column For Extraction Of Essential Oil Of *Rosemarinuse Officinalis L.* [Revue] // *Iranian Journal Of Chemical Engineering*, 9(4). - 2012. - Pp. 54-64.
- Maleky-Dozzadeh M. Et Al. Et** Application Of Multistage Steam Distillation Column For Extraction Of Essential Oil Of *Valeriana Officinalis L.* Cultivated In Iran [Revue] // *Iranian Journal Of Chemical Engineering*, 10(4). - 2013. - Pp. 79-87.
- Mandal S.C., Mandal V. Et Das K.A.** « Essentials Of Botanical Extraction: Principles And Applications », [Ouvrage]. - Usa : Elsevier, 2015. - P. 206.
- Marrouf A., Tremblin, G.,** *Abrégé De Biochimie Appliquée*, [Ouvrage]. - [S.L.] : Edp Sciences, 2009.
- Mcculloch W. Et Pitts W.** A Logical Calculus Of The Ideas Immanent In Nervous Activity [Revue] // *Bulletin Of Mathematical Biophysics* . - 1943. - Vol. 5. - Pp. 115-133.

- Mengal P. [Et Al.]** Vmhd : Extraction D'huile Essentielle Par Micro-Ondes. [Ouvrage]. - [S.L.] : Parfums, Cosmétiques, Aromes, 1993. - Pp. 66-67. - 114.
- Mengal P., Mompon B.,** Procédé Et Installation D'extraction Sans Solvant De Produits Naturels Par Micro-Ondes. [Brevet] : Ep 698 076 B1, : Brevet Européen. - 1996.
- Metaxas A.C. Meredith, R.J.** Industrial Microwave Heating [Ouvrage]. - London : Stevenage : Iet, 1988.
- Meullemiestre A. [Et Al.]** « Modern Techniques And Solvents For The Extraction Of Microbial Oils » [Ouvrage]. - [S.L.] : Springerbriefs In Green Chemistry For Sustainability, 2015. - P. 52.
- Meyer-Warnod B.** Natural Essential Oils : Extraction Processes And Applications To Some Major Oils [Ouvrage]. - [S.L.] : Perfumer & Flavorist, 1984. - Pp. 93-103.
- Milojevic S. Z. Et Al. Et** Kinetics Of Distillation Of Essential Oil From Comminuted Ripe Juniper (*Juniperus Communis L.*) Berries [Revue] // Biochemical Engineering Journal. - 2008. - Vol. 39. - P. 547.
- Minsky M. Et Papert S.** Perceptrons [Ouvrage]. - 1988. - Expanded Mit Press.
- Mitra P. Et Barman P.C.** Coumarin Extraction From *Cuscuta Reflexa* Using Supercritical Fluid Carbon Dioxide And Development Of An Artificial Neural Network Model To Predict The Coumarin Yield [Revue] // Food Bioprocess Technologie. - 2011. - Vol. 4. - Pp. 737-744.
- Moghrani H. Et Maachi R.** Valorization Of *Myrtus Communis* Essential Oil Obtained By Steam Driving Distillation [Revue] // Asian Journal Of Scientific Research, 1(5). - 2008. - Pp. 518-524.
- Möller K.** La Distillation A L'alambic, Un Art A La Portée De Tous [Ouvrage] / Ed. Unico. - 2008. - P. 152.
- Moody J. Et Darken C. J.** Fast Learning In Networks Of Locally-Tuned Processing Units [Section] // Neural Computation. - 1989. - Vol. 1.
- Mrabti F. Et Seridi H.** "Comparaison De Méthodes De Classification Réseau Rbf, Mlp Et Rvflnn1" [Revue] // Damascus University Journal. - 2009. - 2 : Vol. 25.
- Msaaf M. Et Belmajdoub F.** « L'application Des Réseaux De Neurone De Type " Feedforward " Dans Le Diagnostic Statique ». - Tanger : [S.N.], 2015.
- Navarrete A. Et Al.** Valorization Of Solid Wastes From Essential Oil Industry [Revue] // Journal Of Food Engineering. - 2011. - Vol. 104. - Pp. 196-201.
- Nazlina Z., Chan M.J.G. Et Angelynn C. C.** Kinetic Study Of Hydrodistillation Of Citrus *Sinensis* And Quality Of The Oil. [Revue] // International Journal Of Engineering & Technology,. - 2017. - Vol. 17. - P. 42.
- Ouzzar M. L. [Et Al.]** Comparison Of The Performances Of Hydrodistillation And Supercritical Co2 Extraction Processes For Essential Oil Extraction From Rosemary (*Rosmarinus Officinalis L.*). [Revue] // Chemical Engineering Transactions. - 2015. - Vol. 43. - Pp. 1129-1134.
- Pao Y.** Adaptive Pattern Recognition And Neural Networks [En Ligne]. - 1989.

- Paré J.R.J., Sigouin, M., Lapointe, J.**, Extraction De Produits Naturels Assistée Par Micro-Ondes. [Brevet] : Ep 398798, : Brevet Européen, . - 1990.
- Park J.-W., Harley R. Et Venayagamoorthy G.** "Comparison Of Mlp And Rbf Neural Networks Using Deviation Signals For On-Line Identification Of A Synchronous Generator," [Revue] // Power Engineering Society Winer Meeting Ieee. - 2002. - Pp. 274-279.
- Park Y.L. Et Tak J.H.**, « Essential Oils For Arthropod Pest Management In Agricultural Production Systems », Essential Oils In Food Preservation, Flavor And Safety [Ouvrage] / Éd. Preedy Victor. - Usa : Elsevier Science & Technology Books,, 2016. - Pp. 61-70.
- Pavicevic V. P. Et Al.**, Microwave-Assisted Hydrodistillation Of Juniper Berry Essential Oil: Kinetic Modeling And Chemical Composition. . [Revue] // Journal Of Chemical Technology And Biotechnology. - 2015.
- Pellerin P.** Extraction Par Le Co2 A L'état Supercritique. [Ouvrage]. - [S.L.] : Ann. Fals. Exp. Chim., 2001. - 94 : Pp. 51-62.
- Périno-Issartier S. [Et Al.]** A Comparison Of Essential Oils Obtained From Lavandin Via Different Extraction Processes: Ultrasound, Microwave, Turbohydrodistillation, Steam And Hydrodistillation. [Revue] // Journal Of Chromatographie A. - 2013. - Vol. 1305. - Pp. 41-47.
- Pornpunyapat J., Chetpattananondh P. Et & Tongurai C.** Mathematical Modeling For Extraction Of Essential Oil From Aquilaria Crassna By Hydrodistillation And Quality Of Agarwood Oil [Revue] // Journal Of The Bangladesh Pharmacological Society (Bdps). - 2011. - Vol. 6. - P. 18.
- Proctor A.** « Alternatives To Conventional Food Processing » [Ouvrage]. - Great Britain : Royal Society Of Chemistry, 2010.
- Rajkivic K. [Et Al.]** Inhibitory Effect Of Thyme And Cinnamon Essential Oils On Aspergillus flavus: Optimization And Activity Prediction Model Development [Revue] // Industrial Corps And Products . - 2015. - Vol. 65. - Pp. 7-13.
- Rezvanpanah S. [Et Al.]** Use Of Microwave-Assisted Hydrodistillation To Extract The Essential Oils From [Revue] // Food Sci. Technol. Res, 14(3). - 2008. - Pp. 311-314.
- Richter G.** « Métabolisme Des Végétaux », Physiologie Et Biochimie [Ouvrage]. - [S.L.] : Universitaires, Presses Polytechniques Et Romandes, 1993. - P. 292.
- Romdhane M. Et Tizaoui C.** The Kinetic Modelling Of A Steam Distillation Unit For The Extraction Of Aniseed (Pimpinella Anisum) Essential Oil [Revue] // Journal Of Chemical Technology And Biotechnology. - 2005. - Vol. 80. - P. 759.
- Rosenblatt F.** The Perceptron: A Probabilistic Model For Information Storage And Organization In The Brain [Revue] // Psychological Review. - 1958. - Vol. 65. - Pp. 386-408.
- Roussy G. Et Pearce G.** Foundations And Industrial Applications Of Microwaves And Radio Frequency Fields [Ouvrage] / Éd. Sons John Wiley &. - Chichester : [S.N.], 1995.
- Rumelhart D., Hinton G. Et Williams R.** Learning Internal Representations By Error Propagation [Section] // Parallel Distributed Processing / Éd. McClelland D. Et Rumelhart J.. - [S.L.] : Cambridge: Mit Press, 1986. - Vol. 1.
- Sahraoui N. Et Al. Et** Improved Microwave Steam Distillation Apparatus For Isolation Of Essential Oils Comparison With Conventional Steam Distillation [Revue] // Journal Of Chromatography A. - 2008. - Vol. 1210. - Pp. 229–233.

Sanchez-Prado L. [Et Al.] [Ouvrage] / Ed. Science Elsevier. - [S.L.] : Trends Analyt. Chem., 2015. - Pp. 119-143. - 71.

Sanchez-Prado L. [Et Al.] [Revue] // Trends Analyt. Chem. . - 2015. - Vol. 71. - Pp. 119-143.

Seu-Saberno M. Et Blakeway J. « La Mouse De Chêne, Une Base De La Parfumerie », Pour La Science [Ouvrage] / Ed. American Française De Scientific. - Mai, 1984. - P. 83.

Shokri A., Hatami T. Et Khamforoush M. Near Critical Carbon Dioxide Extraction Of Anise (Pimpinella Anisum L.) Seed : Mathematical And Artificial Neural Network Modelng [Revue] // The Journal Of Supercritical Fluids . - 2011. - Vol. 58. - Pp. 49-57.

Silou T., Malanda M. Et Loubaki L. Optimisation De L'extraction De L'huile Essentielle De Cymbopogon Ciratus Grâce A Un Plan Factoriel 23 [Revue] // Journal Of Food Enginnering. - 2004. - Vol. 65. - Pp. 219-223.

Sodeifian G., Sajadian S.A. Et Ardestani N.S. Optimization Of Essential Oil Extraction From Launaea Acanthodes Boiss : Utilisation Of Supercritical Carbon Dioxide And Cosolvent [Revue] // The Journal Of Supercritical Fluids. - 2016. - Vol. 116. - Pp. 46-56.

Stanisavljević I. T. [Et Al.] Kinetics Of Hydrodistillation And Chemical Composition Of Essential Oil From Cherry Laurel (Prunus Laurocerasus L. Var. Serbica Pančić) Leaves [Revue] // Journal Of Essential Oil Research . - 2014.

Stanković M. Et Al., Hydrodistillation Kinetics And Essential Oil Composition From Fermented Parsley Seeds [Revue] // Chemical Industry And Chemical Engineering Quarterly, 11(1). - 2005. - Pp. 25-29.

Stanojevic L. P. Et Al. Et The Yield, Composition And Hydrodistillation Kinetics Of The Essential Oil Of Dill Seeds (Anethi Fructus) Obtained By Different Hydrodistillation Techniques. [Revue] // Industrial Crops And Products. - 2015. - Vol. 65. - Pp. 429-436..

Stashenko E.E., Jaramillo B.E Et Martinez J.R. Analysis Of Volatil Secondary Metabolites From Colombian Xylopia Aromatica (Lamarck) By Different Extraction And Headspace Methods And Gas Chromatography. [Ouvrage]. - [S.L.] : J. Chroma. A., 2004a. - Vol. 1025 : Pp. 105-113..

Stashenko E.E., Jaramillo B.E. Et Martinez J.R. Comparison Of Different Extraction Methods For The Analysis Of Volatile Secondary Metabolites Of Lippia Alba (Mill.) N.E. Brown, Grown In Colombia, And Evaluation Of Its In Vitro Antioxidant Activity [Ouvrage]. - [S.L.] : J.Chroma.A, 2004b. - Vol. 1025 : Pp. 93-103.

Thakker M.R. Et Parikh J.K. Microwave Assisted Extraction Of Essential Oil From The Leaves Of Palmarosa : Multi-Response Optimization And Predictive Modelling [Revue] // Industrial Crops And Products. - 2016. - Vol. 86. - Pp. 311-319.

Thakker M.R., Parikh J.K. Et Desai M.A. Microwave Assisted Extraction Of Essential Oil From The Leaves Of Palmarosa : Multi-Response Optimization And Predective Modelling [Revue] // Industrial Crops And Products. - 2016. - Vol. 86. - Pp. 311-319.

Veggi P.C., Martinez J. Et Meireles M.A.A. , « Fundamentals Of Microwave Extraction » [Section] // Microwave Assisted Extraction For Bioactive Compounds / Éd. F.Chemat Et G.Cravotto. - New York : [S.N.], 2013.

Veličković D. [Et Al.] Kinetics Of Obtaining The Essential Oil By Different Technological Procedures From Flowers, Leaves And Stems Of Sage (*Salvia Officinalis* L) [Revue] // *Lek. Sirov*, 21(21). - 2001. - Pp. 67-72.

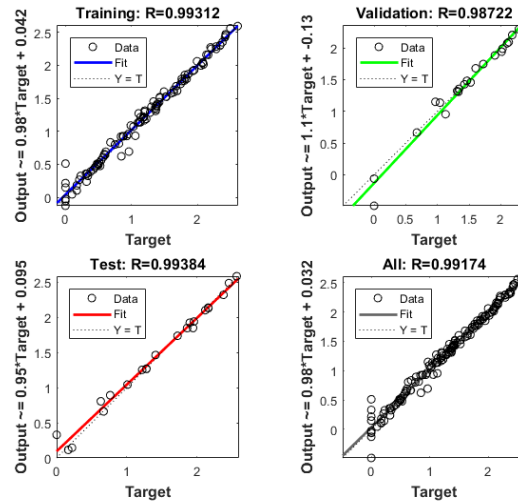
Vian M. A. [Et Al.] Microwave Hydrodiffusion And Gravity, A New Technique For Extraction Of Essential Oils [Revue] // *Journal Of Chromatography A*. - 2008. - Vol. 1190. - Pp. 14-17.

Yi-Peng T., Mat-Don Et M. Tahrel M. A. Optimisation And Kinetics Studies On The Extraction Of Essential Oil From Zingiber Cassumunar. [Revue] // *Journal Of Physical Science*, 23(1). - 2012. - Pp. 65-82.

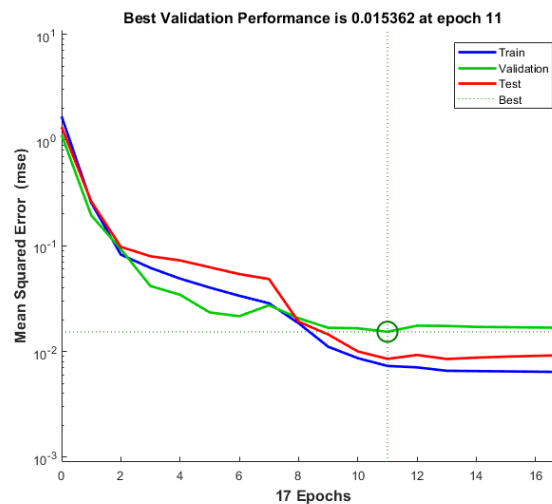
Zekovic Z. [Et Al.] Supercritical Fluid Extraction Of Coriander Seeds : Kinetics Modelling And Ann Optimization [Revue] // *The Journal Of Supercritical*. - 2017. - Vol. 125. - Pp. 88-95.

ANNEXES

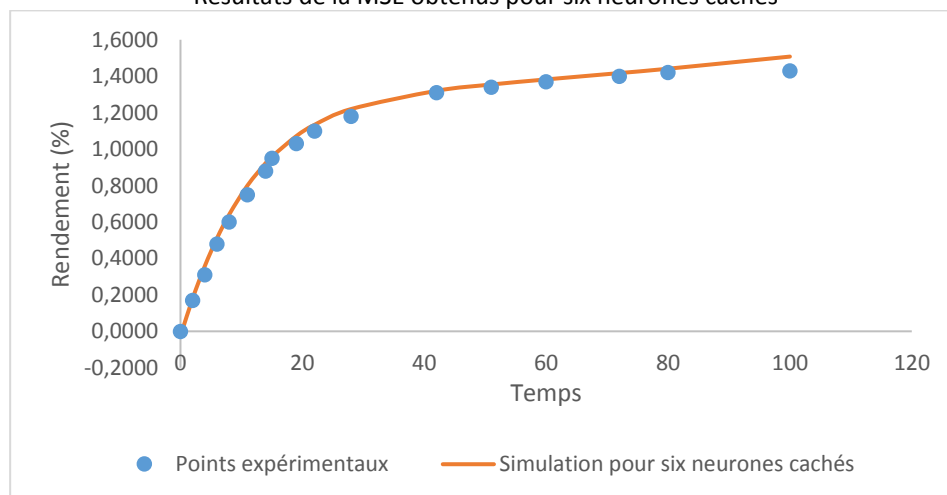
Annexe 1 : Résultats simulés de l'Extraction de l'huile essentielle de bois de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008) pour six neurones cachés



Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour six neurones cachés

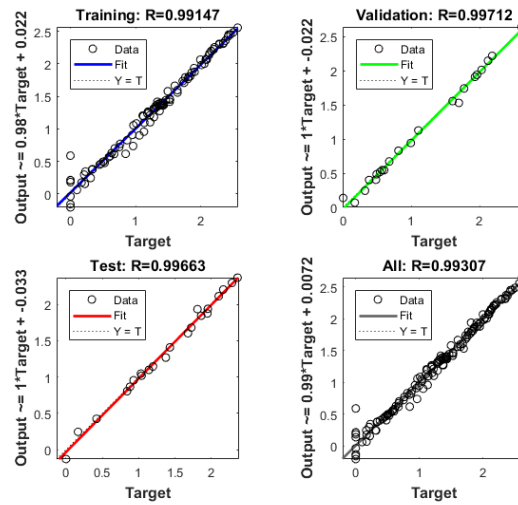


Résultats de la MSE obtenus pour six neurones cachés

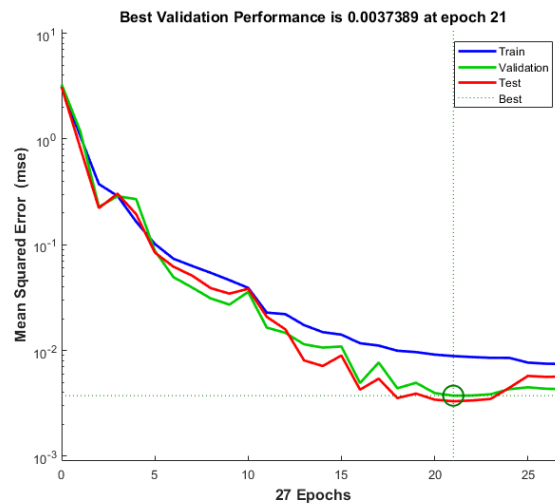


Extraction de l'huile essentielle de bois de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008)

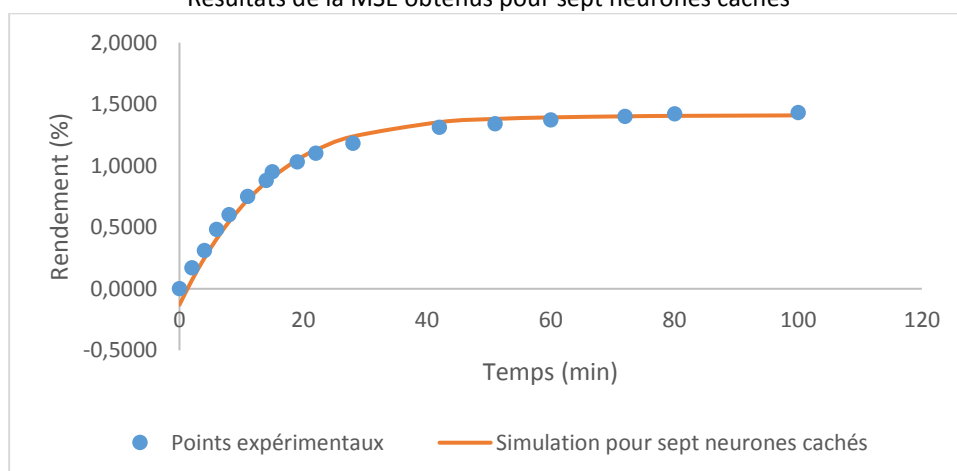
Annexe 2 : Résultats simulés de l'Extraction de l'huile essentielle de baies de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008) pour sept neurones cachés



Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour sept neurones cachés

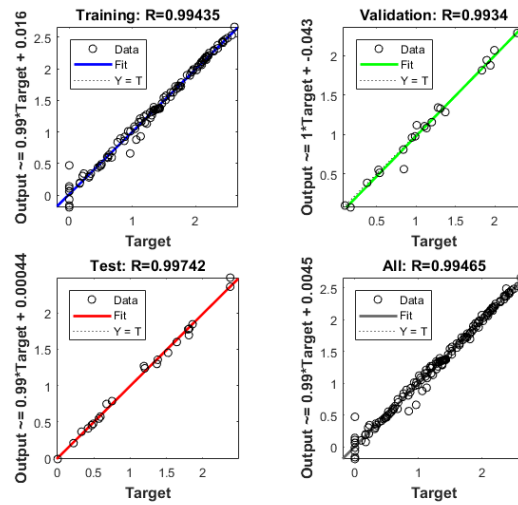


Résultats de la MSE obtenus pour sept neurones cachés

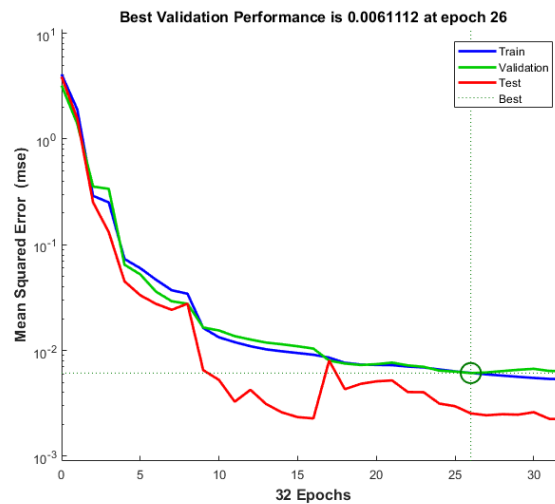


Extraction de l'huile essentielle de baies de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008)

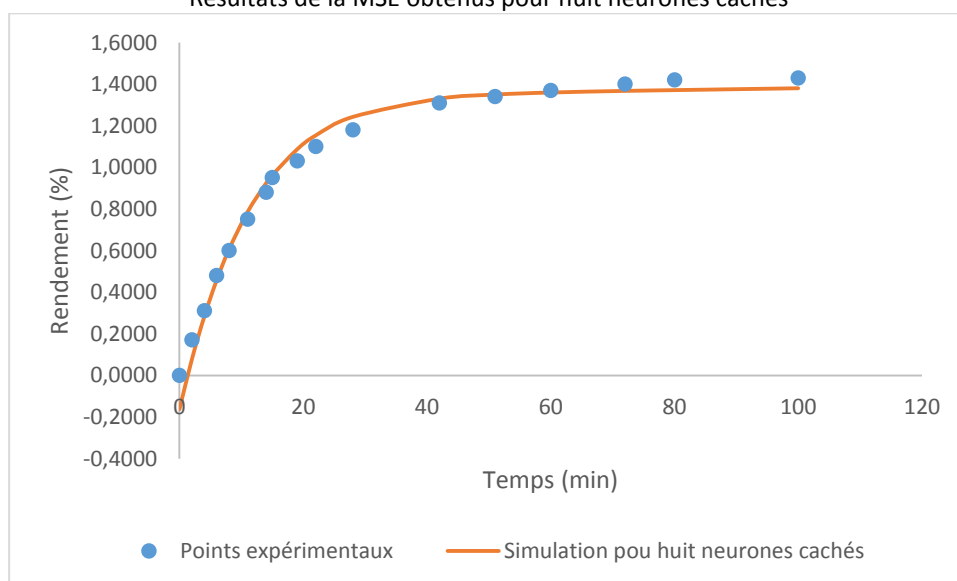
Annexe 3 : Résultats simulés de l'Extraction de l'huile essentielle de baies de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008) pour huit neurones cachés



Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour huit neurones cachés

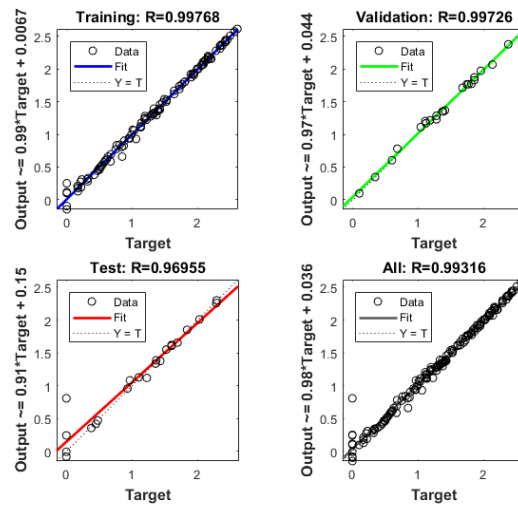


Résultats de la MSE obtenus pour huit neurones cachés

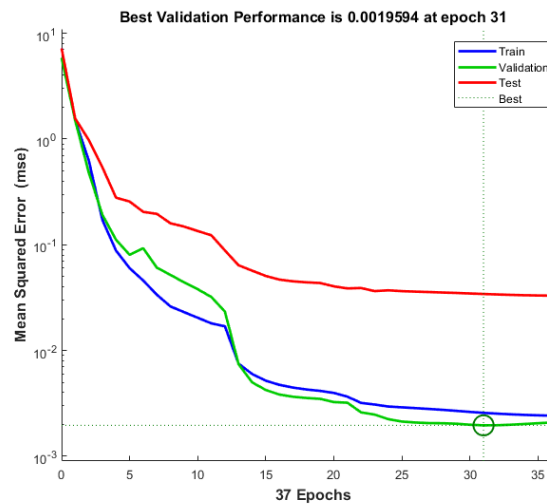


Extraction de l'huile essentielle de baies de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008)

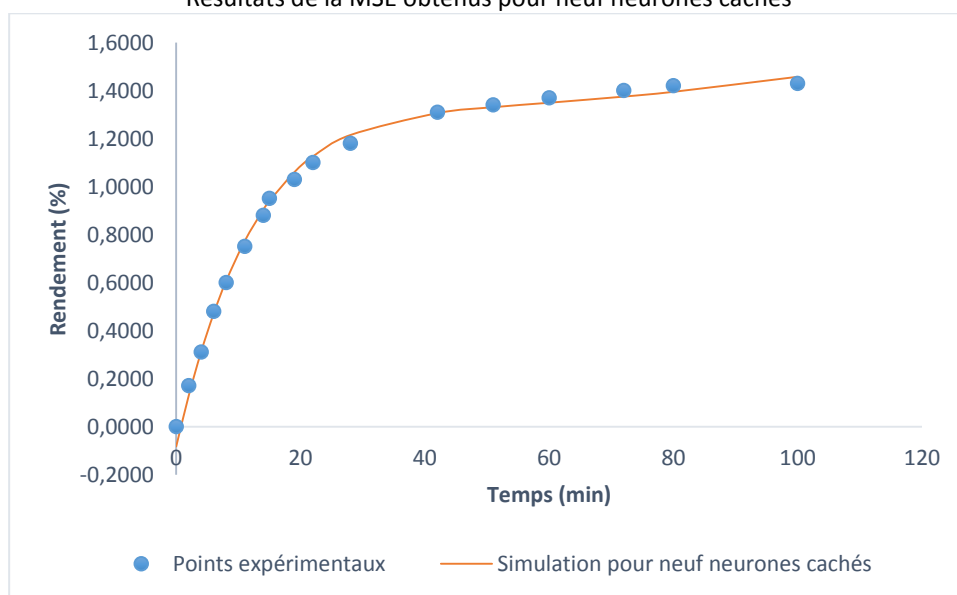
Annexe 4 : Résultats simulés de l'Extraction de l'huile essentielle de baies de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008) pour neuf neurones cachés



Résultats du coefficient de corrélation R obtenus pour neuf neurones cachés



Résultats de la MSE obtenus pour neuf neurones cachés



Extraction de l'huile essentielle de baies de genièvre par HD- (Milojevic, et al., 2008)