

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'Etat en Génie Chimique

Modélisation de la cinétique et de la consommation énergétique dans les procédés d'extraction par les réseaux de neurones artificiels

Réalisé par : - Chakib Rafik BEHLOUL
- El Farouk Omar MEROUANI

Sous la direction de Mr. E.H BENYOUSSEF

Professeur (ENP)

Présenté et soutenu publiquement le : 18/06/2019

Composition du jury :

Présidente	M ^{me}	F. MOHELLEBI	Professeur	ENP
Promoteur	Mr	E.H BENYOUSSEF	Professeur	ENP
Examinatrice	M ^{me}	F. KIES	Maitre de conférences A	ENP
Examinatrice	M ^{me}	O. REBAS	Maitre de conférences B	ENP

ENP 2019

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 du transfert et de la consommation énergétique dans les procédés d'extraction par approche neuronale

Réalisé par : - Chakib Rafik BEHLOUL
- El Farouk Omar MEROUANI

Sous la direction de Mr. E.H BENYOUSSEF

Professeur (ENP)

Présenté et soutenue publiquement le : 18/06/2019

Composition du jury :

Présidente	M ^{me}	F.MOHELLEBI	Professeur	ENP
Promoteur	Mr	E.H BENYOUSSEF	Professeur	ENP
Examinatrice	M ^{me}	F. KIES	Maitre de conférences A	ENP
Examinatrice	M ^{me}	O. REBAS	Maitre de conférences B	ENP

ملخص:

نمذجة حركيات واستهلاك الطاقة لعمليات الاستخلاص باستخدام الشبكة العصبية الاصطناعية

لقد نجحت نمذجة الشبكات العصبية الاصطناعية في العديد من المجالات ، بما في ذلك العديد من الأعمال في الهندسة الكيميائية بسبب دقتها العالية وسرعتها في التنفيذ ، ويركز عملنا على تطوير الشبكات العصبية الاصطناعية من قاعدة بيانات تحتوي على حركيات مختلفة لاستخراج الزيوت الأساسية ، تم أخذ بعين الاعتبار عدة طرق مختلفة لتنظيم قاعدة البيانات واختيار أفضل معلمات الإدخال ، بعد مقارنة النتائج المختلفة ، تم استخدام أفضل شبكة عصبية لنمذجة استهلاك الطاقة في العمليات المختلفة وفقاً للإنتاجية وللعثور على معلمات التشغيل

الكلمات المفتاحية: الشبكات العصبية الاصطناعية، الزيوت الأساسية، طرق الاستخلاص، حركيات الاستخراج، استهلاك الطاقة

Abstract :

Modelling of kinetics and energy consumption of extraction processes using artificial neural network

Artificial neural network modeling has been very successful in various fields, including several works in chemical engineering due to its high accuracy and speed of execution, our work focuses on the development of artificial neural networks from a database containing different kinetics of extraction of essential oils, different approaches were considered to organize the database and choose the best input parameters, after comparing different results, the best neural network was used to model the energy consumption of the different processes according to the yield and to find the operating parameters for an optimal energy consumption.

Key words : artificial neural networks, essential oils, extraction methods, extraction kinetics, energy consumption

Résumé :

Modélisation de la cinétique et de consommation énergétique dans les procédés d'extraction par les réseaux de neurones artificiels

La modélisation par réseaux de neurones artificiels connaît un grand succès dans différents domaines dont plusieurs travaux dans le génie chimique de par sa grande précision et sa rapidité d'exécution, notre travail porte sur l'élaboration de réseaux de neurones artificiels à partir d'une base de données contenant différentes cinétiques d'extraction d'huiles essentielles ; différentes approches ont été considéré pour organiser la base de données et choisir les meilleurs paramètres d'entrée, après comparaison des différents résultats, le meilleur réseau de neurones a été utilisé pour modéliser la consommation énergétique des différents procédés en fonction du rendement et de trouver les paramètres opératoires pour une consommation énergétique optimale.

Mots clés : réseaux de neurones artificiels, huiles essentielles, méthodes d'extractions, cinétiques d'extraction, consommation énergétique.

Remerciements

En premier, nous souhaiterions remercier dieu le tout puissant qui nous a aidé et donné la force d'en arriver jusqu'ici et de finir ce travail. Pour cela nous utiliserons un seul mot qui est *El Hamdoulillah*.

Nos plus grands remerciements vont à notre directeur de projet de fin d'études **Monsieur E.H. BENYOUSSEF**, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique, qui a été notre guide sur le sentier de la recherche et qui nous a toujours soutenus et encouragés durant la durée de notre projet, et aussi pour ses conseils qui ont été très précieux lors des explications et interprétations des différents phénomènes et problèmes que nous avons rencontrés tout au long de ce projet.

Que Madame **F. MOHELLEBI**, Professeure à l'Ecole Nationale Polytechnique, trouve l'expression de nos remerciements pour nous avoir honorés en acceptant de présider le jury. Nous remercions également Mesdames **F. KIES**, Maître de conférences (A) et **O. REBAS** Maître de conférences (B) d'avoir accepté d'examiner notre travail et l'ensemble des membres de jury de nous faire profiter de leurs compétences et expertises.

Nous tenons à remercier vivement l'ensemble des enseignants du département de Génie Chimique, pour leur disponibilité et leurs judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter notre réflexion et surtout sur la qualité des enseignements qui nous ont été dispensés.

Nous nous devons de remercier également toutes les personnes qui ont exprimé à un moment ou à un autre leurs encouragements, nos amis avec qui nous avons partagé les plus beaux moments de ce cursus universitaire, ainsi que l'ensemble des étudiants de notre promotion.

Tout au long de la vie, il y a des personnes qui de par leur soutien et leurs présences nous donnent toujours le courage d'avancer et de trouver la meilleure part de nous-même ; c'est pour cela que nos remerciements et notre plus grande gratitude vont à nos parents et notre petite famille qui sont les êtres les plus chers à nous et les plus importants pour nous.

Pour ceux dont les noms ne figurent pas sur cette liste et qui nous ont soutenus d'une manière ou d'une autre. Nous voulions vous faire savoir que nous vous portons le plus grand respect et nous vous portons haut dans nos cœurs.

« Chakib & Farouk »

Sommaire

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

Liste des symboles

Introduction générale 17

Partie 1 : Revue bibliographique.....

Chapitre 1 : Extraction des huiles essentielles.....

1.1 Introduction 21

1.2 Généralités sur les huiles essentielles 21

1.2.1 Les métabolites secondaires 21

1.2.2 L'essence 21

1.2.3 L'huile essentielle 21

1.2.4 Composition chimique des huiles essentielles 22

1.2.4.1 Les terpènes 22

1.2.4.2 Les composés aromatiques 24

1.2.5 Principaux domaines d'application 26

1.2.5.1 Aromathérapie 26

1.2.5.2 Agro-alimentaire 26

1.2.5.3 Cosmétologie et parfumerie 27

1.2.5.4 Pharmacie 27

1.3 Les méthodes d'extraction 27

1.3.1 Les Méthodes conventionnelles 27

1.3.1.1 L'hydrodistillation 27

1.3.1.2 L'entraînement à la vapeur d'eau 28

1.3.1.3 L'hydrodiffusion 29

1.3.1.4 L'extraction par pression à froid 30

1.3.2 Les Méthodes innovantes 31

1.3.2.1 L'extraction assistée par micro-ondes 31

1.3.2.2 L'extraction par CO₂ supercritique 40

1.3.2.3 L'extraction par ultrasons 41

1.3.2.4 La turbo hydrodistillation..... 42

1.3.3 Comparaison entre les différentes méthodes d'extraction 43

1.3.4 Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction 45

1.4	Conclusion	46
Chapitre 2 : Les Réseaux de Neurones Artificiels « RNA »		
2.1	Introduction	48
2.2	Les réseaux de neurones	48
2.2.1	Introduction	48
2.2.2	Réseau de neurones biologiques	48
2.2.3	Réseaux de neurones artificiels	49
2.2.3.1	Historique	49
2.2.3.2	Le réseau de neurones artificiels « RNA »	50
2.2.4	Comparaison entre les neurones artificiels et biologiques	52
2.3	Architecture des réseaux de neurones artificiels « RNA »	53
2.3.1	Les réseaux de neurones non bouclés (statiques)	53
2.3.2	Les réseaux de neurones bouclés (dynamiques)	54
2.4	Le modèle de neurone	56
2.5	Les fonctions d'activation (transfert)	57
2.5.1	La fonction seuil	59
2.5.2	La fonction linéaire	59
2.5.3	La fonction de transfert sigmoïde	59
2.6	L'apprentissage des réseaux de neurones	59
2.6.1	L'apprentissage supervisé	60
2.6.2	L'apprentissage renforcé	60
2.6.3	L'apprentissage non-supervisé	61
2.7	Les types des réseaux de neurones	61
2.7.1	Le perceptron simple	62
2.7.2	Les perceptrons multicouches (PMC)	62
2.7.3	Les réseaux (carte) de KOHONEN	63
2.7.4	Le réseau "Random Vector Functional Link"	64
2.7.5	Le Réseau de neurone à fonction de base radiale	65
2.7.6	Avantages et inconvénients de chaque type de réseau	66
2.8	Critère de sélection de l'architecture d'un réseau de neurones	68
2.9	Le perceptron multi-couches PMC	70
2.9.1	Couche d'entrée CE	70
2.9.2	Couche cachée CC	70
2.9.3	Couche de sortie CS	70
2.9.4	Apprentissage du PMC	71

2.9.4.1	Algorithme de la rétro-propagation de l'erreur	71
2.9.4.2	Algorithme de Levenberg-Marquardt	72
2.10	Conception d'un réseau de neurones	73
2.11	Application des réseaux de neurones dans les procédés chimiques	74
2.12	Conclusion	76
Partie 2 : Modélisation et Simulation		
Chapitre 1 : Elaboration des réseaux de neurones artificiels		
1.1	Organisation de la base de données	79
1.2	Calcul du rendement maximal q_{∞}	79
1.3	Les Matières végétales utilisées dans tous les travaux	82
1.4	Elaboration du réseau de neurones et simulation	84
1.4.1	Les différentes approches considérées pour la construction des réseaux de neurones	85
1.4.1.1	Le réseau de neurones RN1	85
1.4.1.2	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN1	87
1.4.1.3	Le réseau de neurones RN2	89
1.4.1.4	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN2	91
1.4.1.5	Le réseau de neurones RN3	93
1.4.1.6	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN3	95
1.4.1.7	Le réseau de neurones RN4	96
1.4.1.7.1	Le réseau de neurones RN4-1	96
1.4.1.7.2	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN4-1	99
1.4.1.7.3	Le réseau de neurones RN4-2	100
1.4.1.7.4	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN4-2	101
1.4.1.7.5	Le réseau de neurones RN4-2-1	103
1.4.1.7.6	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN4-2-1	105
1.4.1.7.7	Le réseau de neurones RN4-2-2	106
1.4.1.7.8	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN4-2-2	108
1.4.1.8	Le réseau de neurones RN5	109
1.4.1.8.1	Le réseau de neurones RN5-1	109
1.4.1.8.2	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN5-1	111
1.4.1.8.3	Le réseau de neurones RN5-2	112
1.4.1.8.4	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN5-2	114
1.4.1.8.5	Le réseau de neurones RN5-3	115
1.4.1.8.6	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN5-3	117
1.4.1.9	Le réseau de neurones RN6	119

1.4.1.10	Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN6	121
1.4.1.11	Les résultats obtenus par tous les réseaux de neurones élaborés	122
1.5	Conclusion	123
Chapitre 2 : Modélisation de la consommation énergétique.....		
2.1	Calcul et représentation de la consommation énergétique	126
2.1.1	Simulation de la consommation énergétique	126
2.2	Evaluation de la variation de la consommation énergétique par unité de masse d'huile essentielle produite	128
2.2.1	Résultats de simulations	128
2.3	Conclusion	131
Conclusion générale		132
Références bibliographiques		134

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Isoprène 2méthylbuta-1,3-diène	22
Figure 2: Exemples de structures de mono-et sesquiterpènes.....	23
Figure 3: Principaux phénols présents dans les huiles essentielles (de gauche à droite : l'eugénol, le carvacrol, le thymol).....	24
Figure 4: L'aldéhyde cinnamique.....	25
Figure 5: Principales cétones présentes dans les huiles essentielles (de gauche à droite : le carvone et le verbénone)	25
Figure 6: L'acétate de linalyle.....	26
Figure 7: Schéma descriptif de l'hydrodistillation	28
Figure 8: Schéma descriptif de l'entraînement à la vapeur d'eau	29
Figure 9: Schéma descriptif de l'Hydrodiffusion.....	30
Figure 10: Schéma descriptif de l'extraction par pression à froid	30
Figure 11: Spectre électromagnétique (Bousbia., 2011)	31
Figure 12: Four à micro-ondes avec ses principaux composants.....	32
Figure 13: Mécanismes de base de transfert de chaleur et de masse dans l'extraction classique (hydrodistillation) et par micro-ondes (L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG)) (des produits naturels) (Bousbia., 2011)	33
Figure 14: Schéma de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes. (Bousbia., 2011).....	34
Figure 15: Schéma du procédé d'extraction sans solvant assistée par micro-ondes (SFME) (Bousbia., 2011).....	35
Figure 16: Schéma du procédé d'extraction par entraînement à l'air assisté par micro-ondes (Bousbia., 2011).....	36
Figure 17: Schéma du procédé de l'Hydrodistillation assistée par micro-ondes sous pression réduite VMHD. (Mengal et al., 1993)	37
Figure 18: Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG) (Farhat et al.,2010) ..	38
Figure 19: Entraînement à la vapeur d'eau assisté par micro-ondes (MSD) (Sahraoui et al.,2013)	39
Figure 20: Hydrodiffusion assistée par micro-ondes (MSDf) (Farhat et al.,2010)	40
Figure 21: Schéma descriptif de l'extraction par CO ₂ supercritique (Meullemiestre et al., 2015)	41
Figure 22: Procédé de turbo hydrodistillation (Chenni et al., 2016).....	43
Figure 23: Neurone biologique et chemin des influx nerveux.....	49
Figure 24: Modèle d'un neurone artificiel	51
Figure 25: Discriminations linéaire (A), non linéaire (B) et non continue (C).....	52
Figure 26: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel	53
Figure 27: Architecture d'un réseau de neurones non-bouclé	54
Figure 28: Un réseau de neurones bouclé	55
Figure 29: La forme canonique du réseau de la Figure 28	55
Figure 30: Les deux modèles de neurone sans et avec biais	56
Figure 31: Modèle de neurone avec un vecteur d'entrées.	57
Figure 32: Les trois fonctions les plus utilisées dans l'ingénierie	58
Figure 33: Schéma sur l'apprentissage supervisé	60
Figure 34: Schéma sur l'apprentissage non-supervisé	61
Figure 35: Classification des modèles de réseaux de neurones par le type d'apprentissage. ..	61
Figure 36: Le perceptron simple	62

Figure 37: Architecture du perceptron multicouche.....	63
Figure 38: Architecture d'une carte de KOHONEN	64
Figure 39: Architecture du RVFLNN.....	65
Figure 40: Architecture du RBF.....	66
Figure 41: Critère de sélection de l'architecture d'un réseau de neurones.....	68
Figure 42: Architecture simple d'un réseau de neurones	69
Figure 43: Apprentissage des réseaux de neurone par l'algorithme de rétropropagation	72
Figure 44: Organigramme de conception d'un réseau de neurones.	73
Figure 45 : Extrapolation de la cinétique d'extraction selon la forme exponentielle donnée. 80	
Figure 46: Résultats de l'extrapolation pour l'exemple donnée	81
Figure 47: Extrapolation de la cinétique d'extraction selon la deuxième forme d'exponentielle donnée.....	81
Figure 48: Résultats de l'extrapolation pour le deuxième modèle	81
Figure 49: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 50 neurones cachés pour le réseau RN1	86
Figure 50: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 50 neurones cachés pour le réseau RN1.....	87
Figure 51: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN1.....	88
Figure 52: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN1	88
Figure 53: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 65 neurones cachés pour le réseau RN2	90
Figure 54: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 65 neurones cachés pour le réseau RN2.....	91
Figure 55: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN2.....	92
Figure 56 : Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN2	92
Figure 57: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 65 neurones cachés pour le réseau RN3	94
Figure 58: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 65 neurones cachés pour le réseau RN3.....	95
Figure 59: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN3.....	95
Figure 60: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN3	96
Figure 61: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 35 neurones cachés pour le réseau RN4-1	97
Figure 62: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 35 neurones cachés pour le réseau RN4-1	98
Figure 63: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN4-1	99
Figure 64: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation de la Menthe (Vian et al, 2008) avec RN4-1	99
Figure 65: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2.....	100

Figure 66: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2	101
Figure 67: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN4-2.....	102
Figure 68: Résultats de la simulation de l'extraction sans solvant assistée par micro-ondes de la Lavande (Filly et al, 2016) avec RN4-2.....	102
Figure 69: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 55 neurones cachés pour le réseau RN4-2-1.....	104
Figure 70: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 55 neurones cachés pour le réseau RN4-2-1	105
Figure 71: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN4-2-1.....	106
Figure 72: Résultats de la simulation de l'extraction sans solvant assistée par micro-ondes et gravité de l'orange (Razzaghi et al, 2018) avec RN4-2-1	106
Figure 73: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2-2.....	107
Figure 74: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2-2	108
Figure 75: Résultats de la simulation de l'Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité de l'orange (Razzaghi et al, 2018) avec RN4-2-2.....	108
Figure 76: Résultats de la simulation de l'entraînement par la vapeur d'eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN4-2-2	109
Figure 77: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-1.....	110
Figure 78: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-1	111
Figure 79: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN5-1	112
Figure 80: Résultats de la simulation de l'entraînement par la vapeur d'eau de la Menthe (Farhat et al, 2009) avec RN5-1	112
Figure 81: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-2.....	113
Figure 82: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-2	114
Figure 83: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN5-2.....	115
Figure 84: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN5-2.....	115
Figure 85: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 45 neurones cachés pour le réseau RN5-3.....	116
Figure 86: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 45 neurones cachés pour le réseau RN5-3	117
Figure 87: Résultats de la simulation de l'Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité de l'orange (Razzaghi et al, 2018) avec RN5-3	118
Figure 88: Résultats de la simulation de l'entraînement par la vapeur d'eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN5-3	118

Figure 89: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 70 neurones cachés pour le réseau RN6	120
Figure 90: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 70 neurones cachés pour le réseau RN6.....	121
Figure 91: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN6.....	122
Figure 92: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN6	122
Figure 93: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN2	126
Figure 94: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN2.....	127
Figure 95: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'entraînement à la vapeur d'eau assistée par micro-ondes de la Lavande (Filly et al, 2016) avec RN2	127
Figure 96: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'entraînement par la vapeur d'eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN2	128
Figure 97: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation de l'orange (Bousbia et al, 2014 b) avec RN2	129
Figure 98: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN2	129
Figure 99: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l'entraînement à la vapeur d'eau assistée par micro-ondes de la Lavande (Filly et al, 2016) avec RN2.....	130
Figure 100: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l'entraînement par la vapeur d'eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN2	130

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Comparaison entre les différentes méthodes d'extraction	44
Tableau 2: Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction.....	45
Tableau 3: Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel	53
Tableau 4: Analogie entre les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés	56
Tableau 5: Les fonctions de transfert $a=f(n)$	58
Tableau 6: Avantages et inconvénients de chaque type de réseau	67
Tableau 7: les différentes données et paramètres utilisés pour la prédiction du rendement en huiles essentielles des différentes plantes.....	75
Tableau 8: Matières végétales et familles de plantes citées dans les travaux.....	82
Tableau 9: Résultats pour le réseau de neurones RN1	85
Tableau 10: Résultats pour le réseau de neurones RN2	89
Tableau 11: Résultats pour le réseau de neurones RN3	93
Tableau 12: Résultats pour le réseau de neurones RN4-1	97
Tableau 13: Résultats pour le réseau de neurones RN4-2.....	100
Tableau 14: résultats pour le réseau de neurones RN4-2-1	103
Tableau 15: Résultats pour le réseau de neurones RN4-2-2.....	107
Tableau 16: Résultats pour le réseau de neurones RN5-1	110
Tableau 17: Résultats pour le réseau de neurones RN5-2	113
Tableau 18 : Résultats pour le réseau de neurones RN5-3	116
Tableau 19: Résultats pour le réseau de neurones RN6	119
Tableau 20: Résultats pour les différents réseaux de neurones	123

LISTE DES ABREVIATIONS

ADALINE : Adaptive Linear Element

AFNOR : Association française de normalisation

ANSM : Agence nationale de sécurité du médicament et des produits de santé

CC : Couche cachée

CE : Couche d'entrée

CO₂ : Dioxyde de carbone

CS : Couche de sortie

E : Energie consommée (Wh)

HD : Hydrodistillation

HE : Huile essentielle

MAHD : Microwave Assisted HydroDistillation (Hydrodistillation assistée par micro-ondes)

MHG : Microwave assisted Hydrodiffusion and Gravity (Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité)

MO : Micro-Ondes

MSE : Mean Square Error

MSD : Microwave assisted Steam Distillation (Entraînement à la vapeur d'eau assisté par micro-ondes)

MSDf : Microwave assisted Steam Diffusion (Hydrodiffusion assistée par micro-ondes)

P : Puissance (Watt)

PMC : Perceptron multi-couches

Q : Débit (mL/min)

R² : Coefficient de corrélation

RBF : Réseau de neurone à base de fonction radiale

RN : Réseau de neurones

RNA : Réseau de neurones artificiels

RNA-GA : RNA combiné avec un algorithme génétique

RVFLNN : Random Vector Functional Link Neural Network

SD : Steam Distillation (Entraînement à la vapeur d'eau)

SDf : Steam Diffusion (Hydrodiffusion)

SFME : Solvent Free Microwave assisted Extraction (Extraction sans solvant assistée par micro-ondes)

T : Température (°C)

VMHD : Vacuum Microwave assisted HydroDistillation (Hydrodistillation sous pression réduite assistée par micro-ondes)

d : Densité

q : Rendement (%)

q_{∞} : Rendement maximal (%)

t : Temps (min)

LISTE DES SYMBOLES

E	Energie consommée
$E_r = \sum_{k=1}^N e_k = \sum_{k=1}^N l(f_k - y_k)$	Calcul de l'erreur pour chaque valeur de sortie
$H_i = \exp\left(\frac{\ x_i - \mu_i\ ^2}{2\sigma_i}\right)$	Fonction d'activation RBF
$J_n(\vec{w})$	La matrice jacobienne
$O(x) = \frac{1}{1+\exp(-y)}$	Fonction d'activation du PMC
$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha \Delta W_{ij}(t)$	Mise à jour de tous les poids
e_k	L'erreur de chaque sortie
$\vec{e}(n)$	Le vecteur d'erreur
$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j$	La sortie de l'intégrateur dans le Modèle de neurone avec un vecteur d'entrées.
O_j	La sortie du neurone
w_{ij}	Paramètre de pondération
x_i	Les entrées du neurone
α	Le taux d'apprentissage
δw_i	Le taux de réadaptation partielle des poids
$\delta w_{is} = (y_{di} - y_i)$	Le taux de réadaptation partielle des poids pour les neurones de la couche de sortie
$\delta w_i = \sum_{i=1, j=1}^N \delta w_{si} w_{ij}$	Le taux de réadaptation partielle des poids pour les neurones des autres neurones
$\Delta W_{ij} = \alpha \delta w_i f(x_i(t))$	Calcul du gradient d'erreur
Θ_j	Le seuil du neurone
$\Psi(\sum_{i=1}^N x_i, w_{ij})$	La fonction d'activation du neurone
$\zeta_n(\vec{w}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w})$	La fonction de coût

Introduction générale

Depuis l'aube de l'humanité, les plantes permettent à l'homme non seulement de se nourrir, se vêtir, se loger, se chauffer, se parfumer ...mais aussi de maintenir son équilibre, soulager ses souffrances, préserver et soigner les maladies qui nuisent à sa santé.

Par ailleurs, les plantes aromatiques et médicinales jouent un rôle économique considérable dans le secteur des industries de l'agroalimentaire, de la parfumerie, des cosmétiques et de la pharmacie.

En effet, les plantes représentent une source inépuisable de remèdes traditionnels et efficaces grâce aux principes actifs qu'elles contiennent : alcaloïdes, flavonoïdes, hétérosides, vitamine et huiles essentielles.

De nos jours, les huiles essentielles suscitent de plus en plus l'intérêt des chimistes, biologistes et médecins en raison de leurs utilisations dans le traitement de certaines maladies infectieuses pour lesquelles les antibiotiques de synthèse deviennent de moins en moins actifs ou dans la préservation des aliments contre l'oxydation comme alternatives aux produits chimiques de synthèse

Plusieurs procédés d'extraction ont été développés dans le but d'améliorer le rendement et la qualité des huiles essentielles, cependant le dimensionnement des installations, le contrôle des processus et l'optimisation des paramètres opératoires passent nécessairement par une modélisation mathématique des différents phénomènes en général et en particulier des cinétiques d'extraction. En effet, plusieurs auteurs ont essayé de modéliser ces cinétiques par des équations mathématiques en se basant sur les phénomènes de transfert de matière solide-liquide qui se passent au moment de l'extraction.

Afin d'améliorer les performances des méthodes déjà élaborées, de nouvelles méthodes de modélisation sont apparues parmi lesquelles nous citons les réseaux de neurones artificiels.

Les réseaux de neurones artificiels sont des techniques extrêmement sophistiquées de modélisation et de prévision, en mesure de modéliser des relations entre des données ou des fonctions particulièrement complexes, ils sont de plus en plus utilisés dans le domaine informatique et médical, mais aussi dans le génie chimique où plusieurs travaux de modélisation de procédés d'extraction ont été développés, de plus, les résultats encourageants de ces travaux ont poussé les chercheurs à utiliser de plus en plus cet outil de modélisation dans les domaines les plus divers.

Dans ce contexte, il nous a été proposé de modéliser par réseaux de neurones artificiels, les cinétiques d'extraction et la consommation énergétique lors de l'obtention des huiles essentielles par différents procédés.

Le présent mémoire est composé de deux parties, la première est dédiée à une revue de la littérature, alors que la deuxième est consacrée à la modélisation et à la simulation des résultats des travaux de la littérature.

Partie 1

Elle comporte deux chapitres :

Le premier chapitre a été consacré à la définition des huiles essentielles, leurs compositions ainsi que leurs utilisations et les principales méthodes pour les extraire.

Tandis que dans le deuxième chapitre, nous avons présenté un bref historique sur les différents types réseaux de neurones artificiels, ainsi que les différentes architectures adoptées dans divers domaines d'utilisations, enfin, seront présentés les travaux antérieurs qui se sont intéressés à la modélisation des cinétiques d'extraction par réseau de neurones artificiels.

Partie 2

Elle comporte deux chapitres :

Dans le premier chapitre, nous avons parlé sur la méthodologie et la démarche utilisées pour la modélisation, l'élaboration des différents réseaux de neurones et la simulation des résultats dont nous discuterons au fur et à mesure pour les différentes approches que nous avons considérées.

Le deuxième chapitre a été dédié à la modélisation de la consommation énergétique sur la base des résultats obtenus par le réseau de neurones le plus performant du premier chapitre de la partie 2.

Partie 1 : Revue bibliographique

Chapitre 1 : Extraction des huiles essentielles

1.1 Introduction

Le but principal de l'industrie des procédés est de fournir des produits finis pour l'utilisation ou semi-finis pour les autres industries manufacturières, utilisées en parfumerie, en cosmétique, en pharmacie et en agroalimentaire ; les huiles essentielles sont des produits à haute valeur ajoutée nécessitant le développement et la mise en œuvre des procédés pouvant répondre à une demande croissante d'un point de vue quantitatif et un marché de plus en plus exigeant d'un point de vue qualitatif.

1.2 Généralités sur les huiles essentielles

1.2.1 Les métabolites secondaires

Les métabolites secondaires constituent un ensemble de molécules qui ne sont pas strictement nécessaires à la survie d'une plante, d'une bactérie ou d'un champignon. Il s'agit majoritairement de molécules de taille et de masse faibles comparées aux molécules du métabolisme primaire (glucides, lipides et acides aminés). Elles sont majoritairement à la source d'odeurs jouant le rôle à la fois de répulsif envers les prédateurs (concurrents écologiques) et d'attractif, de pigments permettant de capter le rayonnement solaire mais aussi de protéger la plante contre ce rayonnement. Parmi les métabolites secondaires, les huiles essentielles sont les plus étudiées et présentent une grande importance commerciale. Il s'agit de mélanges naturels généralement dominés par des composés mono- ou sesquiterpéniques, plus rarement diterpéniques, et parfois par des phénylpropanoïdes (Sutour., 2010).

1.2.2 L'essence

L'essence se différencie de l'huile essentielle, il s'agit d'une substance aromatique naturelle que secrète la plante dans ses organes producteurs. Ce terme ne peut être employé que pour certaines plantes comme celles contenant des citrals (orange, citron, mandarine...) avec des principes trop lourds pour être entraînés par la vapeur d'eau utilisée pour la distillation des huiles essentielles. L'huile essentielle est donc une « essence distillée » (Mayer et al., 2012).

1.2.3 L'huile essentielle

Selon l'Agence Française de Sécurité du Médicament et des produits de santé (ANSM) (Laurent et al., 2008):

« L'huile essentielle est un produit odorant, généralement de composition complexe, obtenu à partir d'une matière première végétale botaniquement définie, soit par entraînement par la vapeur d'eau, soit par distillation sèche, ou par un procédé mécanique approprié sans chauffage. L'huile essentielle est le plus souvent séparée de la phase aqueuse par un procédé physique n'entraînant pas de changement significatif de sa composition. »

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 d'autres méthodes que nous verrons ci-dessous (Budavari et al., 1996).

Ces huiles essentielles sont largement distribuées dans le règne végétal et n'existent que chez les végétaux supérieurs. En effet, elles se trouvent en quantité appréciable chez environ 2000 espèces réparties en 60 familles botaniques comme par exemple chez les Lamiacées

(lavande, basilic, menthe,...), les Myrtacées (eucalyptus,...), les Lauracées (cannelle et sassafras),...et les Apiacées (coriandre, cumin, fenouil, persil,...) (Richter et al., 1993).

Les huiles essentielles se trouvent dans tous les organes de la plante: racines, fruits, graines, fleurs, feuilles, écorces, bois, etc... Elles se forment dans des cellules spécialisées, le plus souvent, regroupées en canaux ou en poches sécréteurs et elles sont ensuite transportées dans les différentes parties de la plante, lors de la croissance de cette dernière (Bernard et al., 1988).

Les Huiles Essentielles se définissent par :

- Leurs noms latins qui précise l'espèce botanique et évite les confusions.
- La partie ou organe dont est tirée l'huile essentielle : racines, feuilles, fleurs, graines.
- Leurs modes d'obtention.
- Le chémotype ou principe actif caractéristique qui donne les effets physiologiques majeurs.

1.2.4 Composition chimique des huiles essentielles

Les huiles essentielles peuvent être classées en plusieurs familles biochimiques. L'activité thérapeutique d'une huile essentielle est liée à sa structure biochimique, aux groupes fonctionnels de ses composés principaux (alcools, phénols, composés terpéniques...) et à leurs actions synergiques.

Les principales familles biochimiques sont présentées ci-dessous pour expliciter les diverses propriétés des huiles essentielles (Mayer et al., 2012) :

1.2.4.1 Les terpènes

Les terpènes sont des hydrocarbures formés par assemblage de deux ou plusieurs unités isopréniques. Ce sont des polymères de l'isoprène de formule brute $(C_5H_8)_n$ (Allinger et al., 1975).

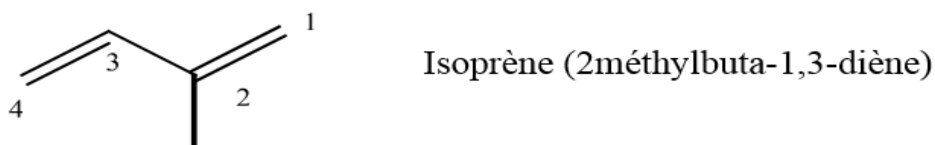


Figure 1: Isoprène 2méthylbuta-1,3-diène

Selon le nombre d'unités associées, on distingue : les mono-en (C_{10}); les sesqui-en (C_{15}); les di-en (C_{20}); les tri-en (C_{30}); les tétra-terpènes en (C_{40}) et les poly-terpènes.

Les terpènes sont souvent responsables des odeurs caractéristiques des plantes (Finar et al. 1994).

Les huiles essentielles contiennent particulièrement des mono-terpènes, des sesquiterpènes et peu souvent des diterpènes (Finar., 1994).

Les terpènes sont de structures très diverses (acycliques, monocycliques, bi-cycliques,) et contiennent la plupart des fonctions chimiques des matières organiques. A titre indicatif, quelques structures de mono-terpènes et de sesquiterpènes sont représentées sur la Figure 2 :

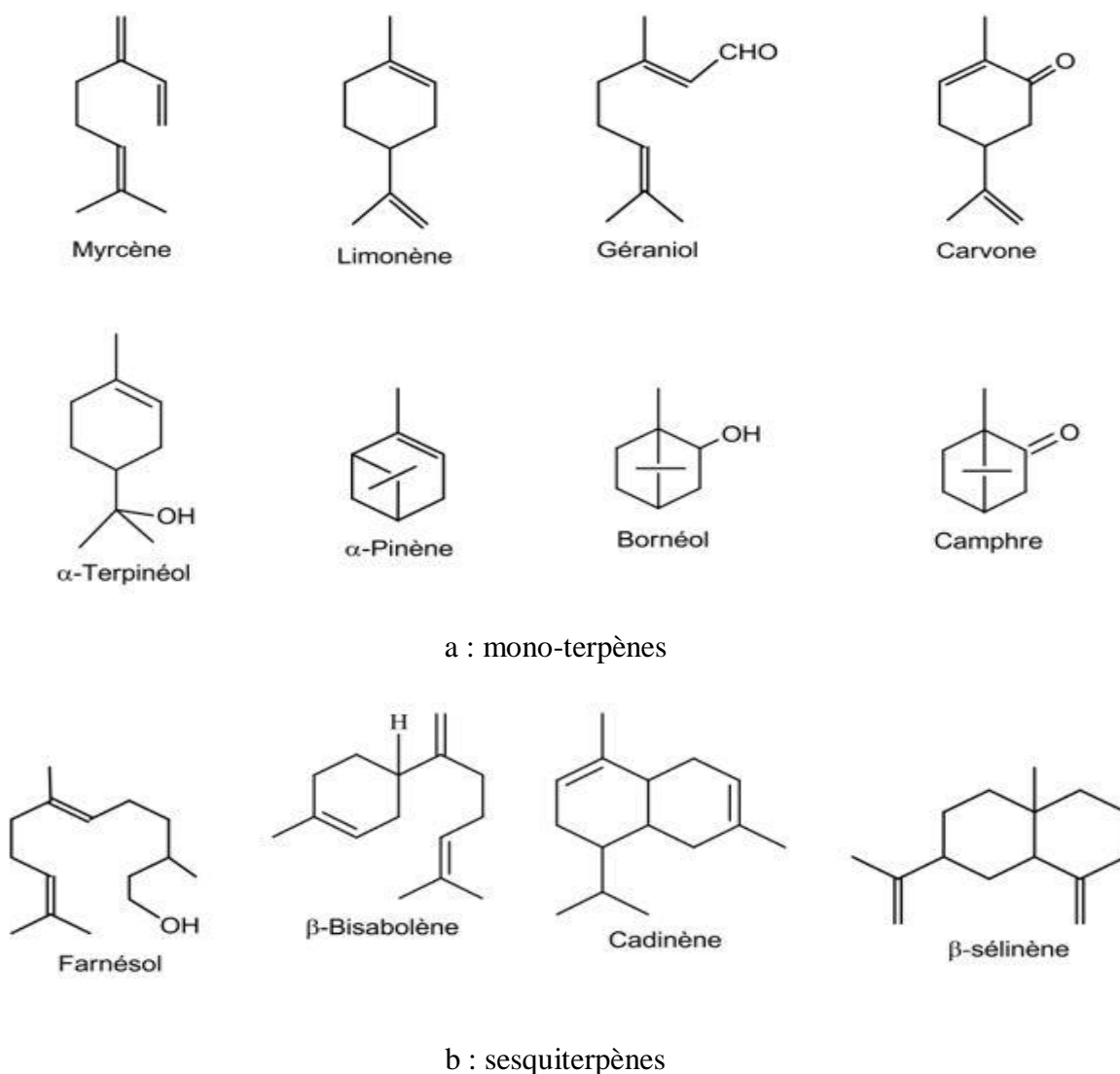


Figure 2: Exemples de structures de mono-et sesquiterpènes

A noter que des mono-terpènes, à chaîne aliphatique ou cyclique et porteurs d'une fonction ester, sont aussi présents dans les essences végétales. L'acétate ou propionate de linalyle, l'acétate de citronellyle, l'acétate de géranyle, l'acétate de menthyle sont des exemples. D'autres sont dotés d'une fonction phénol comme le thymol, le carvacrol, l'eugénol ou le 1,8 cinéol (eucalyptol).

1.2.4.2 Les composés aromatiques

- Les phénols

Ce sont des composés chimiques aromatiques avec une fonction hydroxyle. Les phénols sont les molécules aromatiques avec le plus grand coefficient antibactérien et le plus large spectre.

Il y a de nombreux composés phénoliques dans les huiles essentielles. Les principaux composés sont le thymol, le carvacrol et l'eugénol sont représentés sur la Figure 3

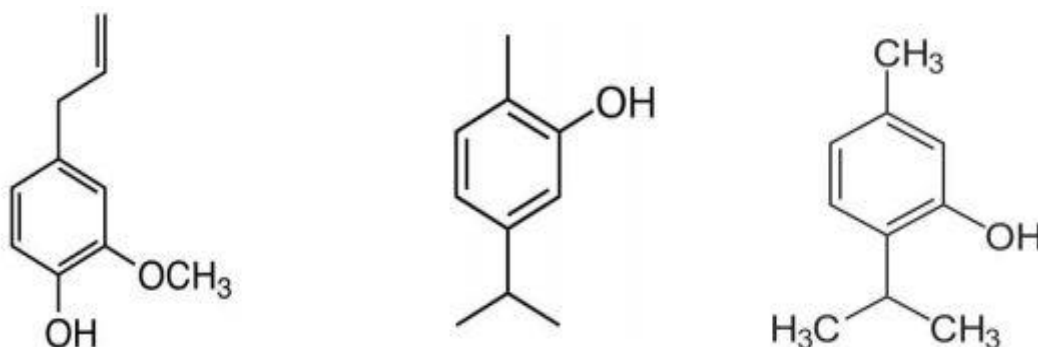


Figure 3: Principaux phénols présents dans les huiles essentielles (de gauche à droite : l'eugénol, le carvacrol, le thymol)

La molécule de carvacrol se retrouve entre autre dans les huiles essentielles d'Origan compact (*Origanum compactum*), et de Sarriette des montagnes (*Satureja montana*). Le thymol est présent dans l'huile essentielle de Thym CT thymol (*Thymus vulgaris* CT thymol).

L'eugénol est contenu dans les huiles essentielles de Giroflier (clou) (*Eugenia caryophyllus*) de Cannelle de Ceylan (*Cinnamomum zeylanicum*).

Les phénols possèdent une action anti-infectieuse puissante à large spectre d'action avec en particulier une activité antibactérienne, antifongique, antivirale, et antiparasitaire. Ils sont également des stimulants immunitaires, et des antioxydants.

L'huile essentielle de Thym CT thymol est la plus appropriée des huiles essentielles de Thym pour être utilisée en cuisine.

- Les aldéhydes aromatiques

Il existe des aldéhydes aromatiques et des aldéhydes terpéniques. Ils comportent le groupe caractéristique-CHO.

Les huiles essentielles à aldéhydes sont dermocaustiques et irritantes pour les muqueuses, il faut donc toujours les diluer dans une huile végétale.

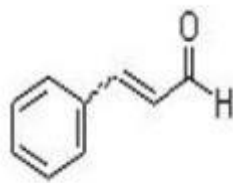


Figure 4: L'aldéhyde cinnamique

L'aldéhyde cinnamique contenu dans l'huile essentielle de Cannelle de Chine (*Cinnamomum cassia*) ou dans l'huile essentielle de Cannelle de Ceylan (*Cinnamomum verum*) est un aldéhyde aromatique.

Les aldéhydes aromatiques sont des molécules puissantes reconnues pour leur action anti-infectieuse puissante à large spectre d'action.

- Les cétones

Les cétones doivent être utilisées avec beaucoup de précaution et à faibles doses et pendant une courte période car leur action calmante à faibles doses peut se transformer en action neurotoxique à doses élevées.

Par exemple, les cétones présentes dans la sauge sclarée, peuvent provoquer des convulsions. Parmi les cétones, on peut citer le carvone contenu dans l'huile essentielle de Carvi (*Carum carvi*), ou la verbénone contenu dans l'huile essentielle de Romarin CT (*Romarinus officinalis* CT verbénone).



Figure 5: Principales cétones présentes dans les huiles essentielles (de gauche à droite : le carvone et le verbénone)

Les cétones ont des actions relaxantes, mucolytiques, antiparasitaires et antivirales principalement.

- Les esters

Les esters n'ont pas de toxicité aux doses physiologiques. Ils sont généralement bien tolérés

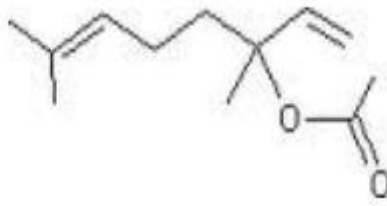


Figure 6: L'acétate de linalyle

L'acétate de linalyle se retrouve dans l'Ylang ylang (*Cananga odorata*) ou dans l'huile essentielle de Lavande vraie (*Lavendula vera*).

On peut citer l'acétate de méthyle contenu dans l'huile essentielle de Menthe poivrée (*Mentha x piperita*).

Les esters sont surtout antispasmodiques, anti-inflammatoires et neurotoniques.

1.2.5 Principaux domaines d'application

En raison de leurs diverses propriétés, les huiles essentielles sont devenues une matière d'importance économique considérable (L'estimation de la production mondiale est d'environ 110 000 tonnes par an) (Moja et al., 2014).

Elles sont commercialisées et présentent un grand intérêt dans divers secteurs industriels comme en pharmacie de par leurs pouvoirs antiseptique, analgésique, antispasmodique, apéritif, antidiabétique..., en alimentation par leurs activités anti-oxydantes et leurs effets aromatisants, en parfumerie et en cosmétique de par leurs propriétés odoriférantes.

1.2.5.1 Aromathérapie

L'aromathérapie est une forme de médecine alternative dans laquelle les huiles essentielles ont une grande importance car elles induisent de nombreux effets curatifs. Ainsi, elles s'utilisent de plus en plus dans diverses spécialités médicales telles que : la podologie, l'acupuncture, la masso-kinésithérapie, l'ostéopathie, la rhumatologie ainsi que dans l'esthétique (Sallé et al., 1991)

1.2.5.2 Agro-alimentaire

En vertu de leurs propriétés antiseptiques et aromatisantes, les huiles essentielles sont employées quotidiennement dans les préparations culinaires (ail, laurier, thym,...) où leur pouvoir antioxydant leur permet de conserver les aliments en évitant les moisissures, conservation de la margarine par exemple par le thym et le romarin et le laurier. Elles sont également très prisées en liquoristerie (boissons anisées, kummel) et en confiserie (bonbons, chocolat,...) (Teissedre et al., 1994).

1.2.5.3 Cosmétologie et parfumerie

Les huiles essentielles sont recherchées dans l'industrie des parfums et des cosmétiques en raison de leurs propriétés odoriférantes. L'industrie de la parfumerie consomme d'importants tonnages d'essences (60%) en particulier celles de rose, de jasmin, de violette, de verveine, Les huiles essentielles sont aussi consommées en cosmétologie pour parfumer les produits cosmétiques: les dentifrices, les shampoings, les crèmes solaires, les rouges à lèvres, les savons, etc (Seu-Saberno et al., 1984).

Les produits d'hygiène, détergents et lessives par exemple, consomment eux aussi beaucoup d'huiles essentielles pour masquer les odeurs (souvent peu agréables) des produits purs.

1.2.5.4 Pharmacie

Les huiles essentielles issues des plantes sont utilisées en grande partie dans la préparation d'infusion (menthe, verveine, thym) et sous la forme de préparations galéniques. Plus de 40% de médicaments sont à base de composants actifs de plantes, par exemple gastralgine est un digestif anti-acide qui se compose d'huile essentielle de carvi.

De même, elles permettent par leurs propriétés aromatisantes de masquer l'odeur désagréable de médicaments absorbés par voie orale. Aussi beaucoup de médicaments vendus en pharmacie sont à base d'huiles essentielles comme par exemple les collyres, les crèmes, les élixirs, (Richard., 1999).

En Algérie parmi les utilisations des huiles essentielles nous citons, l'huile essentielle des fleurs d'orangers est utilisée pour les traitements dermatologiques, et l'huile essentielle de menthe utilisée pour le traitement de problèmes digestifs.

1.3 Les méthodes d'extraction

Vu que les huiles essentielles sont utilisées depuis longtemps, plusieurs méthodes ont été mises en œuvre pour les extraire. Avec l'augmentation de la demande de ces produits, des méthodes plus élaborées ont été développées pour augmenter le rendement ainsi que diminuer le coût de l'extraction. C'est pourquoi ces méthodes ont été classées en deux catégories : les méthodes conventionnelles et les méthodes innovantes.

1.3.1 Les Méthodes conventionnelles

Ce sont des méthodes relativement faciles à mettre en œuvre et qui ne nécessitent pas un grand matériel sophistiqué, c'est la raison pour laquelle ces méthodes sont encore largement utilisées dans le monde :

1.3.1.1 L'hydrodistillation

Distillation à l'eau ou « hydrodistillation » est un procédé où le matériel végétal est en contact direct avec l'eau.

Selon Bruneton et al., (1999), l'hydrodistillation consiste à immerger directement le matériel végétal à traiter (intact ou éventuellement broyé) dans un alambic rempli d'eau qui est ensuite porté à ébullition. Les vapeurs hétérogènes sont condensées sur une surface froide et l'huile essentielle se sépare par différence de densité (Figure 7). Les inconvénients de cette méthode sont : Le contact prolongé de la matière végétale, et l'eau à 100 °C peut engendrer des réactions

telle que l'hydrolyse et conduirait une modification de la composition et des caractéristiques chimiques des huiles essentielles.

Parmi les huiles extraites par cette méthode, on cite l'huile de menthe, de myrte et de l'herbe à citron.

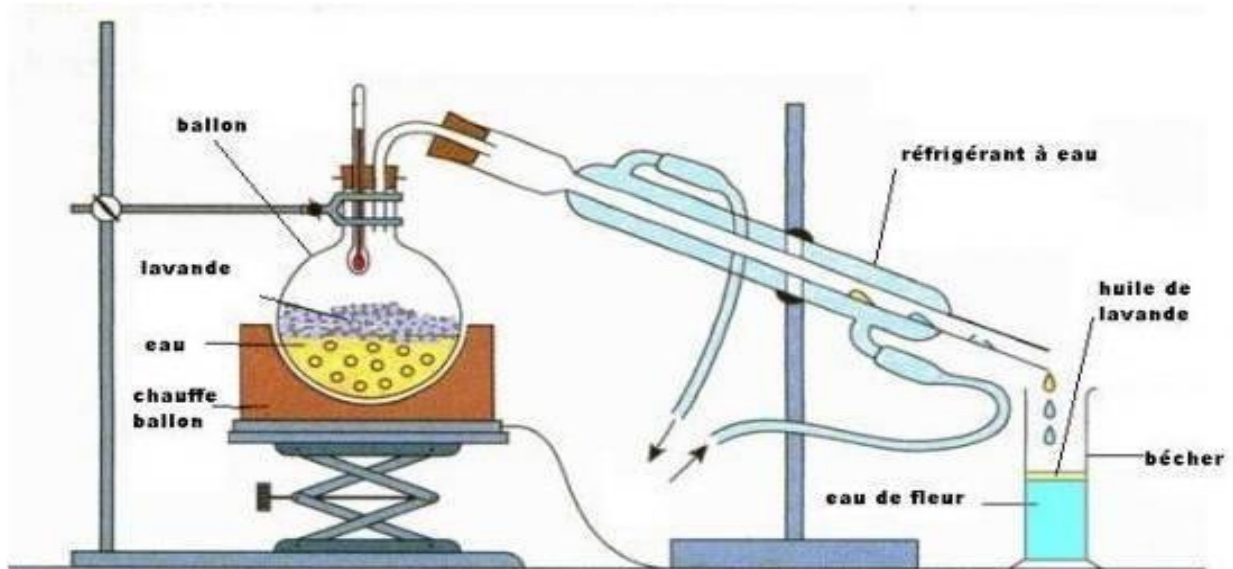


Figure 7: Schéma descriptif de l'hydrodistillation

1.3.1.2 L'entraînement à la vapeur d'eau

L'entraînement à la vapeur d'eau « vapo-hydrodistillation » : c'est le procédé le mieux adapté à l'extraction des huiles essentielles, surtout si elles sont destinées à des fins thérapeutiques (Bego., 2001).

Le matériel végétal, dans ce cas, n'est pas en contact avec l'eau. Il se trouve supporté par une grille ou une plaque perforée placée à une distance adéquate du fond de l'alambic rempli d'eau.

Sous l'action de la chaleur, l'eau se transforme en vapeur et passe à travers le lit de matière végétale en entraînant les molécules aromatiques vers un système de refroidissement. La vapeur d'eau chargée ainsi d'essence retourne à l'état liquide par condensation (Figure 8).

Le produit de la distillation se sépare donc en deux phases distinctes : l'huile et l'eau condensée que l'on appelle eau florale ou hydrolat (Anes et al., 1968, Benjilali et al., 2004; Belaiche et al., 1979).

Le schéma de la Figure 8 décrit le processus :

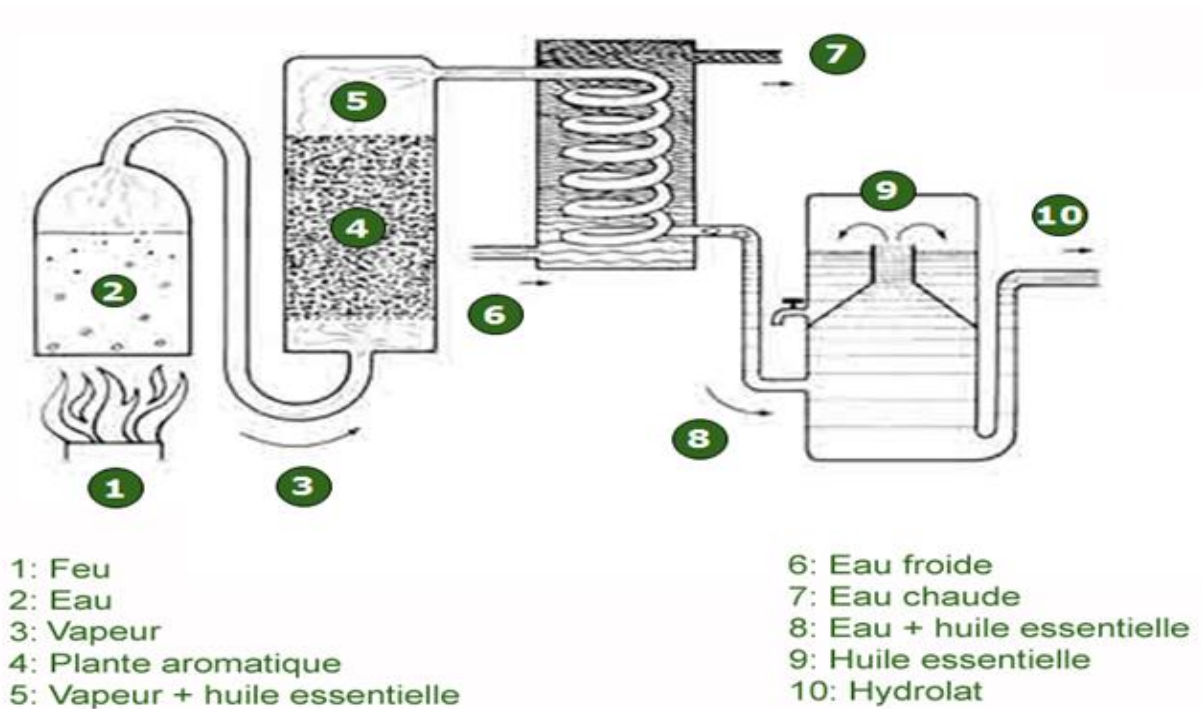


Figure 8: Schéma descriptif de l'entraînement à la vapeur d'eau

1.3.1.3 L'Hydrodiffusion

L'hydrodiffusion (Figure 9), est une co-distillation descendante. Dans ce procédé, le végétal est disposé dans un parallélépipède métallique grillagé. On soumet donc le végétal à une pulsion de vapeur d'eau, saturée et humide, mais jamais surchauffée de haut en bas. La forme de l'appareillage permet une meilleure répartition des charges. La vapeur d'eau emporte avec elle toutes les substances volatiles. L'huile essentielle est recueillie grâce à un collecteur qui permet un équilibre avec la pression atmosphérique. On peut aussi préciser qu'il y a un procédé de cohobation qui renvoie dans la chaudière toutes les eaux qui sont séparées des huiles (Wijesekara et al., 1997).

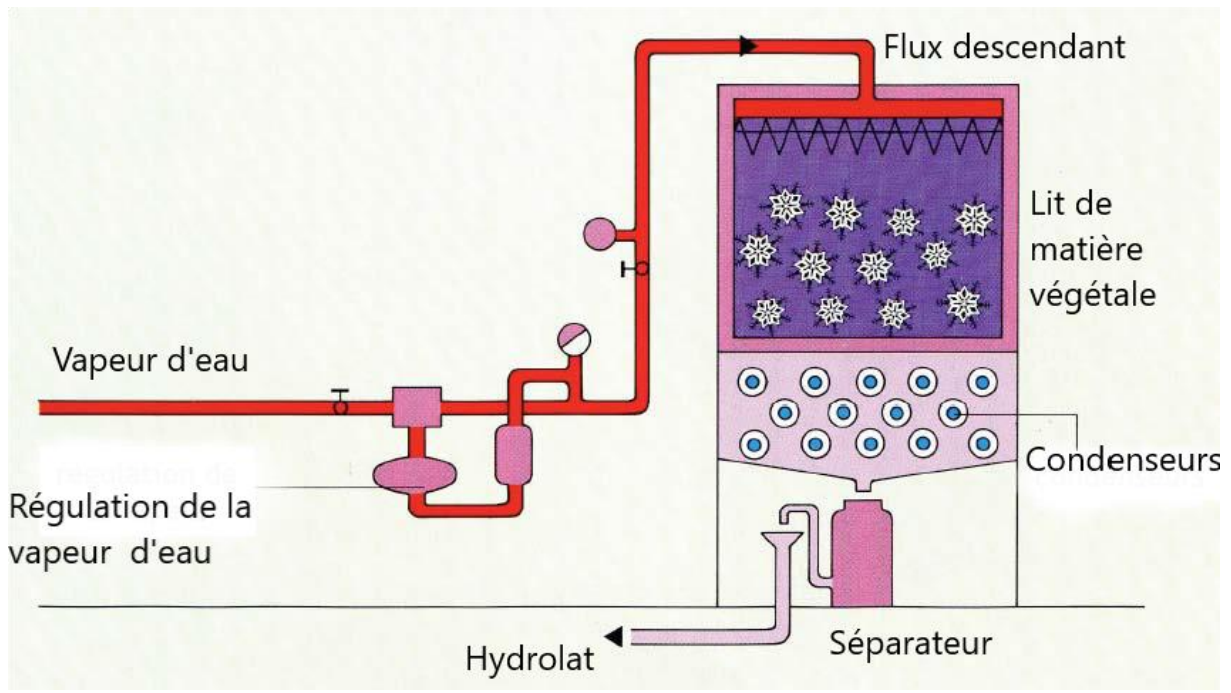


Figure 9: Schéma descriptif de l'Hydrodiffusion

1.3.1.4 Extraction par pression à froid

L'essence, altérable par entraînement à la vapeur d'eau, est ici extraite du péricarpe frais d'agrumes par différents modes d'extractions : dans l'industrie, les zestes sont dilacérés et le contenu des poches sécrétrices est récupéré par expression manuelle ou à l'aide de machines qui rompent les poches par expression et recueillent directement l'huile essentielle (Bruneton, 1999) ; ou encore après scarifications mécaniques, un entraînement de l'huile essentielle par un courant d'eau (Figure 10).

L'essence est séparée par décantation comme précédemment (Paris et Hurabielle, 1981). Cette méthode artisanale est totalement abandonnée au bénéfice des machines utilisées pour permettre l'extraction des jus des fruits d'une part, et d'essence d'autre part (Belaiche, 1979).

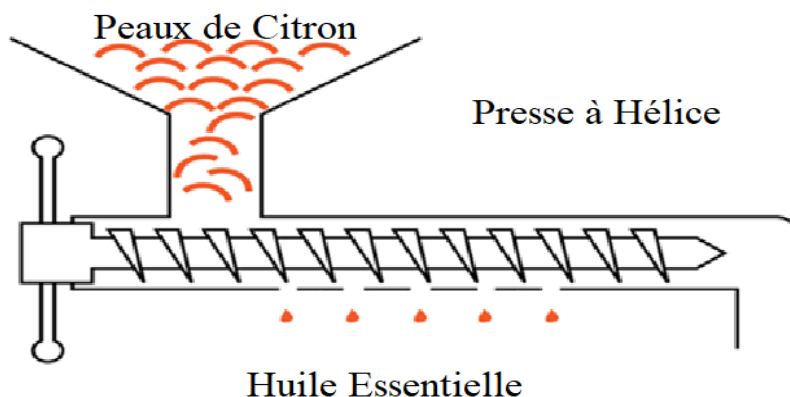


Figure 10 : Schéma descriptif de l'extraction par pression à froid

1.3.2 Les Méthodes innovantes

Les méthodes classiques d'extraction présentent divers inconvénients tels que leurs temps relativement longs et le fait que l'utilisation de températures élevées va influencer le rendement vu que des réactions indésirables comme l'hydrolyse ou l'oxydation vont se réaliser.

Avec l'augmentation de production et les différentes contraintes économiques qui s'imposent sur les producteurs, de nouvelles méthodes ont été élaborées :

1.3.2.1 L'extraction assistée par micro-ondes

Les rayonnements micro-ondes sont des ondes électromagnétiques qui se propagent dans le vide à la vitesse de la lumière. Elles sont caractérisées par une fréquence comprise entre 300 MHz et 30 GHz. Sur le spectre électromagnétique (Figure 11), elles sont situées entre les radiofréquences et les infrarouges (Kingston et al, 1997).

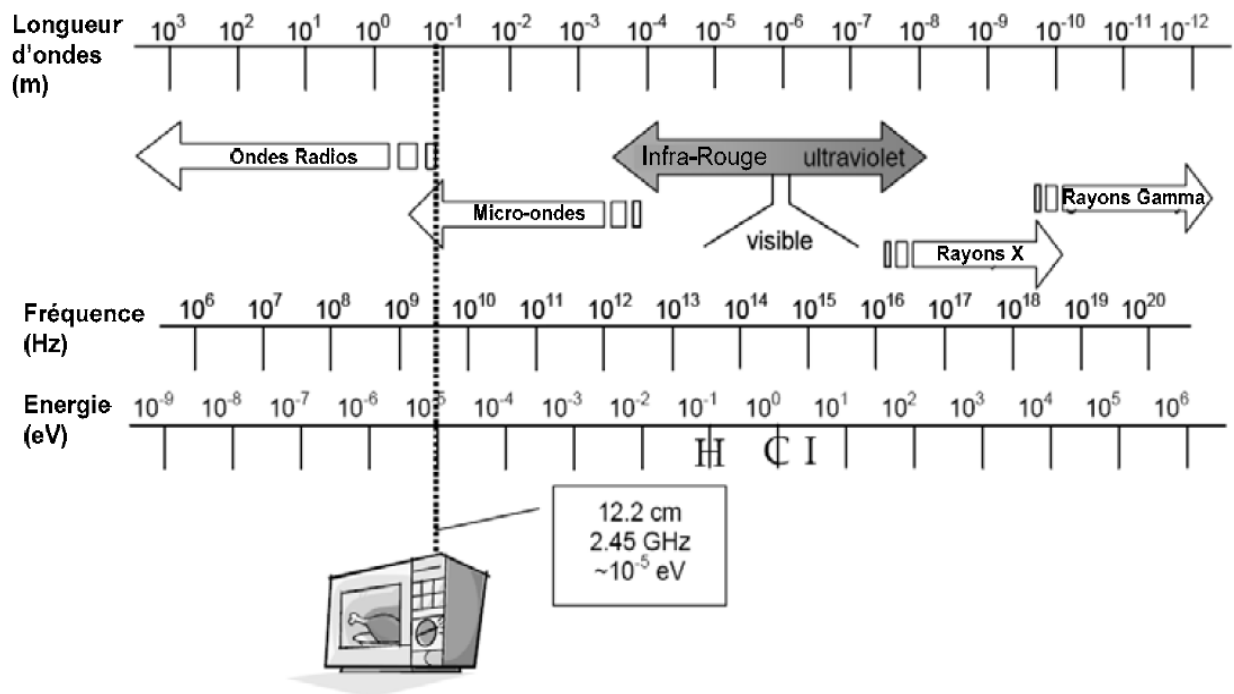


Figure 11: Spectre électromagnétique (Bousbia., 2011)

Les micro-ondes domestiques et industrielles sont généralement utilisées à une fréquence de 2,45 GHz, ayant une puissance de 600 à 1000 Watts et une longueur d'onde de 12,2 cm (Mandal et al., 2007; Jain et al., 2009).

Un four micro-ondes est constitué de trois éléments principaux (Eskilsson et al., 2000; Mandal et al., 2007):

- Un générateur de micro-ondes, aussi nommé magnétron, qui génère les microondes à partir d'énergie électrique ;
- Un guide d'ondes métalliques qui propage les micro-ondes du magnétron à l'échantillon ;
- Une cavité dans laquelle le réacteur sera placé. En outre, de nombreux éléments peuvent être ajoutés et adaptés en fonction des besoins de l'expérience.

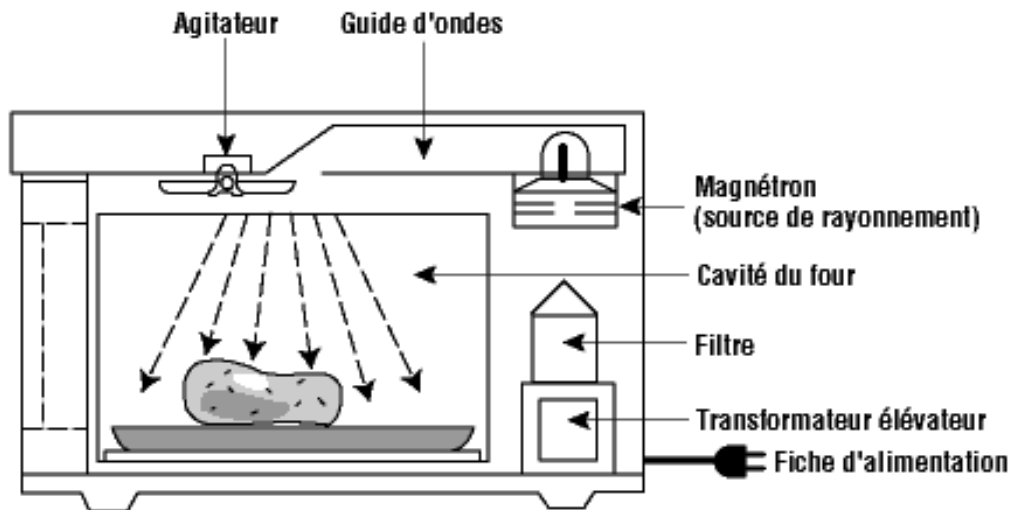


Figure 12: Four à micro-ondes avec ses principaux composants

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 quant à lui se fait dans le sens inverse c'est-à-dire du récipient vers la matière végétale (Metaxas et al., 1988) (Roussy et al., 1995)

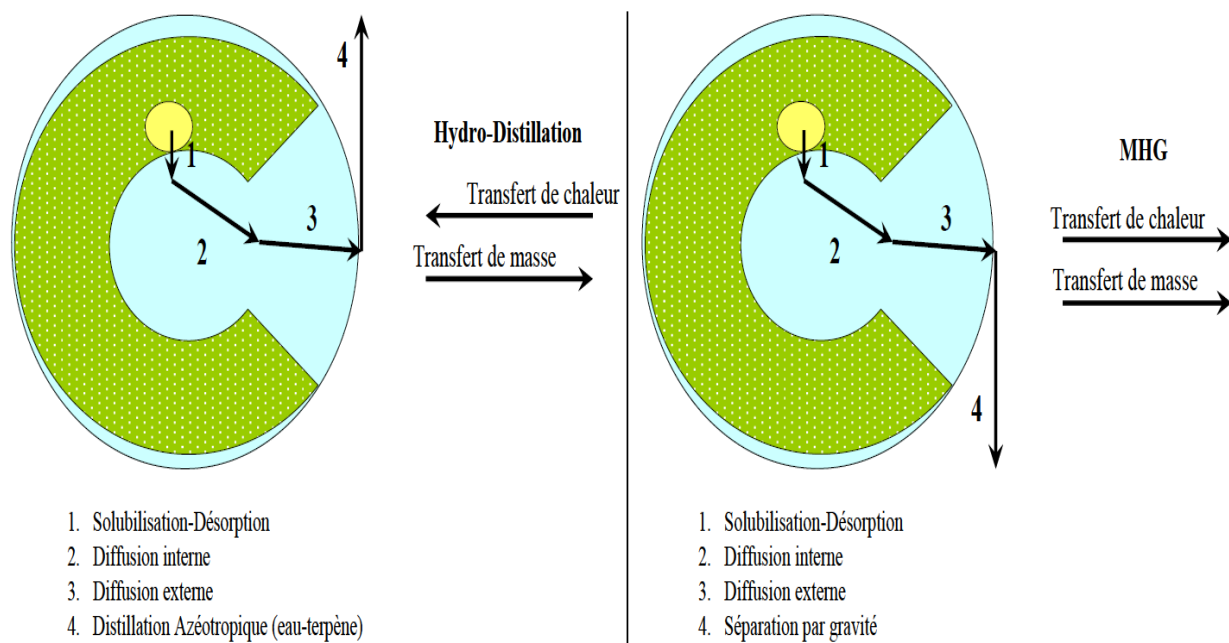


Figure 13: Mécanismes de base de transfert de chaleur et de masse dans l'extraction classique (hydrodistillation) et par micro-ondes (L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG)) (des produits naturels) (Bousbia., 2011)

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'hydrodistillation assistée par micro-ondes (MAHD) ;
- L'extraction sans solvant assistée par micro-ondes (SFME) ;
- L'entraînement à l'air assisté par micro-ondes ;
- L'hydrodistillation sous pression réduite assistée par micro-ondes (VMHD) ;
- L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG) ;
- L'entraînement à la vapeur d'eau assisté par micro-ondes (MSD) ;
- L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes (MSDf)

- L'hydrodistillation assistée par micro-ondes (MAHD)

Ce procédé consiste à placer une partie du montage d'hydro distillation dans le four à microondes sur même principe de l'hydro distillation classique.

Le matériel végétal est placé en présence d'une quantité d'eau suffisante dans un ballon disposé dans l'enceinte du four à micro-ondes. Le système de réfrigération ainsi que la partie prévue pour la récupération des essences sont situés à l'extérieur du four (Figure 14).

Les avantages cités sont la rapidité et la similitude de la composition de l'huile par rapport à une hydro distillation classique (Stashenko et al., 2004).

L'hydrolat n'est pas récupéré, il est plutôt renvoyé dans l'extracteur (Boucle). De ce fait, les composés en solution dans l'eau sont distillés de façon continue pour une meilleure séparation, et lorsque l'eau est saturée, ils commencent à s'accumuler dans la phase d'huile essentielle.

L'extraction par Clevenger est donc considérée comme la plus représentative du rendement « absolu » en composés volatils.

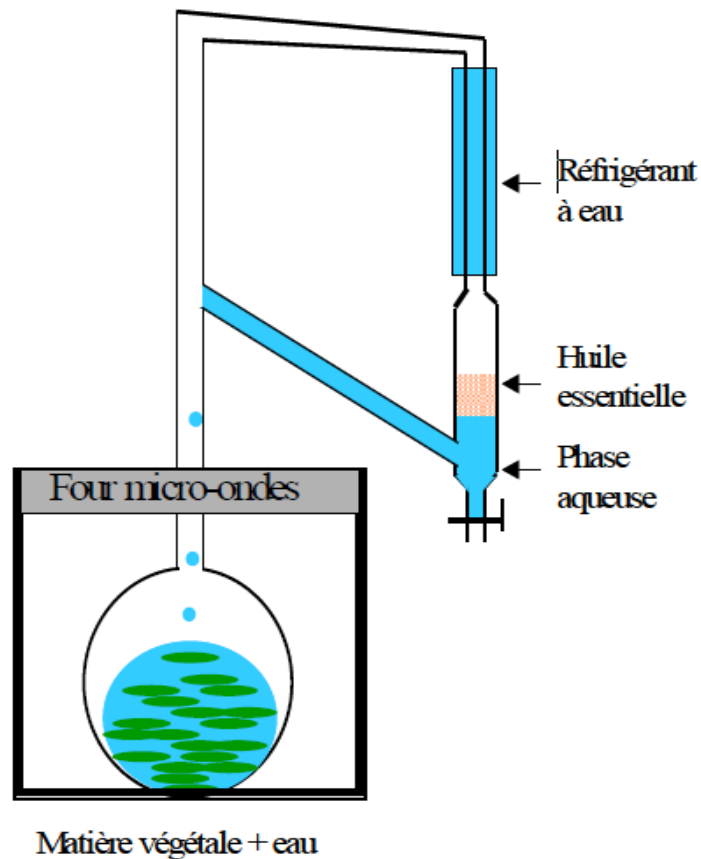


Figure 14: Schéma de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes. (Bousbia., 2011)

- L'extraction sans solvant assistée par micro-ondes (SFME)

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 par Chemat et al., (2004).

Basée sur un principe relativement simple, cette méthode décrit une distillation sèche assistée par micro-ondes qui consiste à placer le matériel végétal dans un réacteur micro-ondes sans ajouter ni eau ni solvant organique.

Le chauffage de l'eau contenue dans la plante permet la rupture des glandes contenant l'huile essentielle. Cette étape libère l'huile essentielle qui est ensuite entraînée par la vapeur d'eau produite à partir de l'eau de la matière végétale. Un système de refroidissement à l'extérieur du four micro-ondes permet la condensation de façon continue du distillat, composé d'eau et d'huile essentielle, et le retour de l'excès d'eau à l'intérieur du ballon afin de maintenir le taux d'humidité propre au matériel végétal (Figure 15).

Pour les plantes aromatiques, après seulement 30 minutes d'extraction les rendements en huiles essentielles obtenus par SFME sont identiques à ceux obtenus après 6 heures d'hydrodistillation. D'un point de vue qualitatif, on retrouve dans les huiles essentielles obtenues par SFME une proportion plus importante de composés oxygénés, les plus valorisables sur le plan olfactif (Bousbia., 2011).

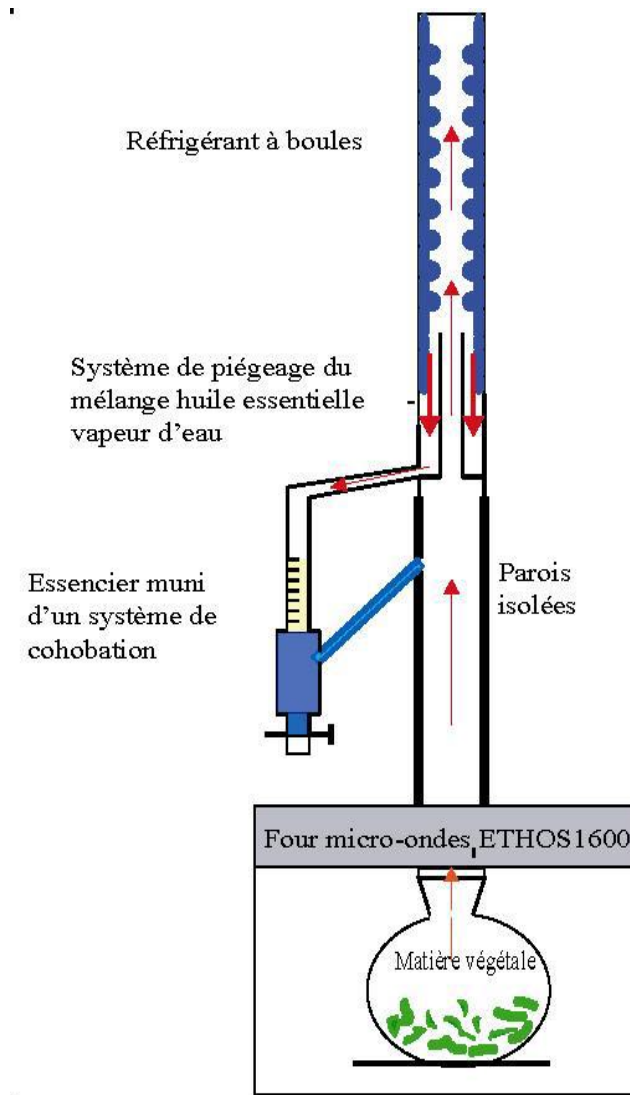


Figure 15: Schéma du procédé d'extraction sans solvant assistée par micro-ondes (SFME) (Bousbia., 2011)

- L'entraînement à l'air assisté par micro-ondes

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 en utilisant un compresseur à air.

L'huile essentielle extraite en 5 minutes sous chauffage micro-ondes 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 le montre la Figure 16 (Craveiro., 1989) :

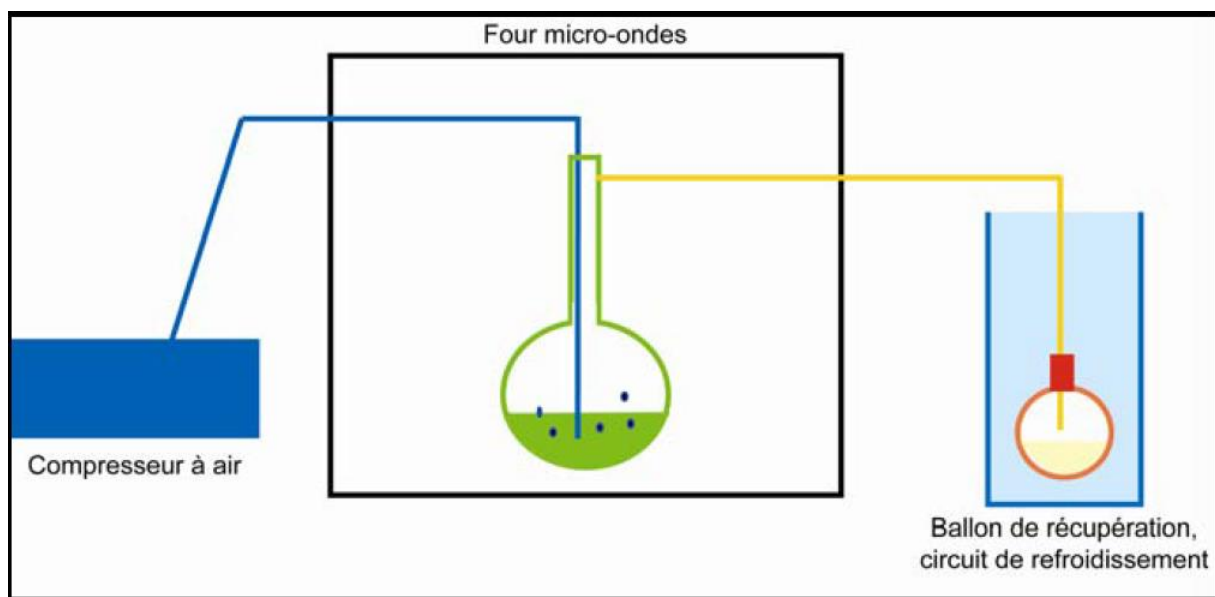


Figure 16: Schéma du procédé d'extraction par entraînement à l'air assisté par micro-ondes (Bousbia., 2011)

- L'hydrodistillation 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., 1993). Cette technique d'extraction, dont l'origine est l'hydrodistillation classique, est basée sur l'utilisation conjointe des micro-ondes et d'un vide pulsé.

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 (Figure 17), l'extraction serait, pour un rendement équivalent et un extrait de composition identique, dix fois plus rapide que l'hydrodistillation.

Les notes « crues », les plus thermosensibles, semblent être conservées après une extraction par VMHD contrairement à une hydrodistillation classique (Mengal et al., 1993).

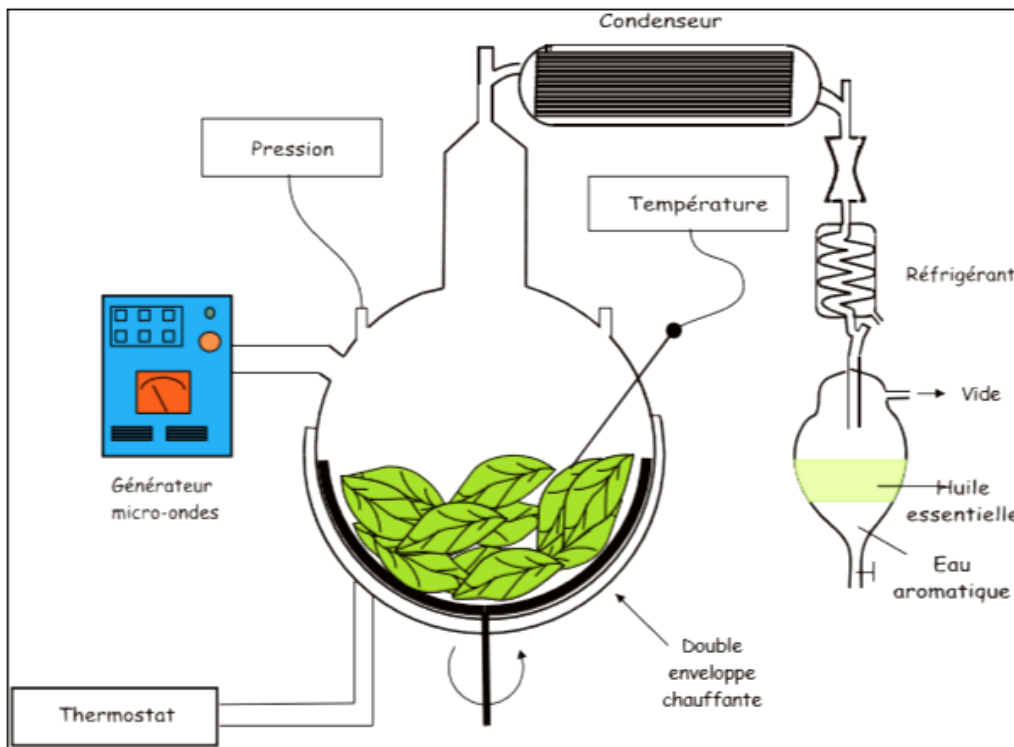


Figure 17: Schéma du procédé de l'Hydrodistillation assistée par micro-ondes sous pression réduite VMHD. (Mengal et al., 1993)

- L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG)

L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG) a été breveté par (Chemat et al., 2008). Ce procédé a été conçu pour l'extraction des huiles essentielles de différentes matrices végétales par hydrodiffusion via un rayonnement micro-onde sous pression atmosphérique (Chemat et al., 2008). Comme le montre la (Figure 18) :

Le système MHG est constitué principalement de quatre parties :

- un extracteur dans lequel est uniquement placée la matière végétale à traiter,
- un four à micro-ondes,
- un système de réfrigération
- un essencier où est recueillie l'huile essentielle.

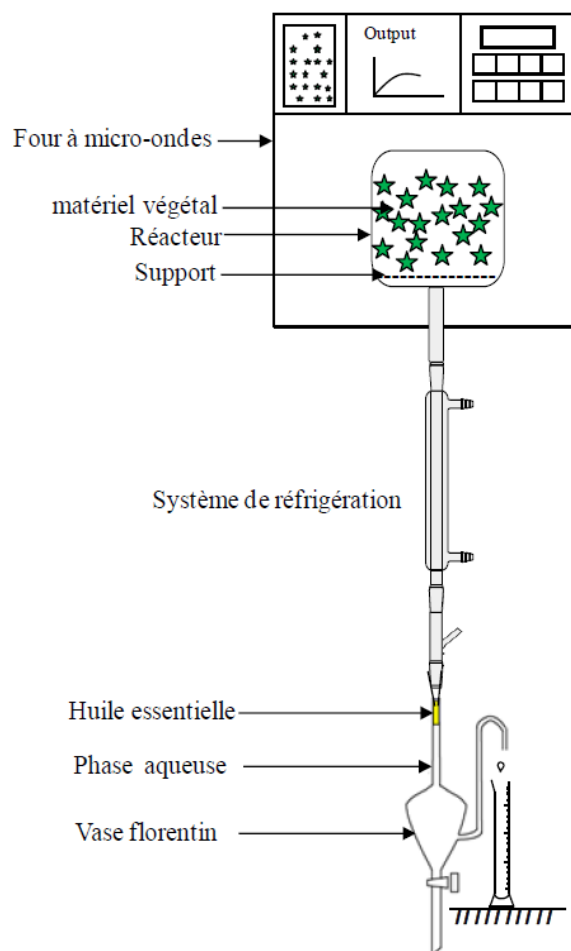


Figure 18: Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité (MHG) (Farhat et al.,2010)

Cette technique consiste à placer le matériel végétal dans un extracteur à l'intérieur du four à micro-ondes, sans ajouter ni eau ni solvant organique. Les micro-ondes provoquent un échauffement de l'eau contenue dans la matière végétale ce qui permet la destruction des cellules contenant l'huile essentielle. Les huiles essentielles ainsi que l'eau interne du matériel végétal sont libérées et transférées de l'intérieur de la plante vers l'extérieur. Il s'agit du phénomène d'hydrodiffusion. Un système de refroidissement à l'extérieur du four microondes permet la condensation du distillat. Ce procédé, a été appliqué à plusieurs types de plantes telle que des plantes aromatiques et les citrus (Vian et al., 2008).

- L'entraînement à la vapeur d'eau assisté par micro-ondes (MSD)

L'entraînement à la vapeur assisté sous micro-ondes (MSD) a été développée par (Sahraoui et al., 2008). Le procédé repose sur le principe de l'entraînement à la vapeur classique (EV) dans lequel une irradiation micro-ondes est exercée uniquement sur l'extracteur (Figure 19). Le système de réfrigération ainsi que la partie prévue pour la récupération de l'huile essentielle est placée à l'extérieur du four micro-ondes.

Cette méthode a été appliquée pour l'extraction de l'huile essentielle de fleurs de lavande (*L. angustifolia* Mill.). L'avantage de cette méthode est d'accélérer le temps d'extraction (6 minutes contre 30 minutes par entraînement à la vapeur (EV)) avec une composition chimique similaire à celle obtenue par entraînement à la vapeur (EV).

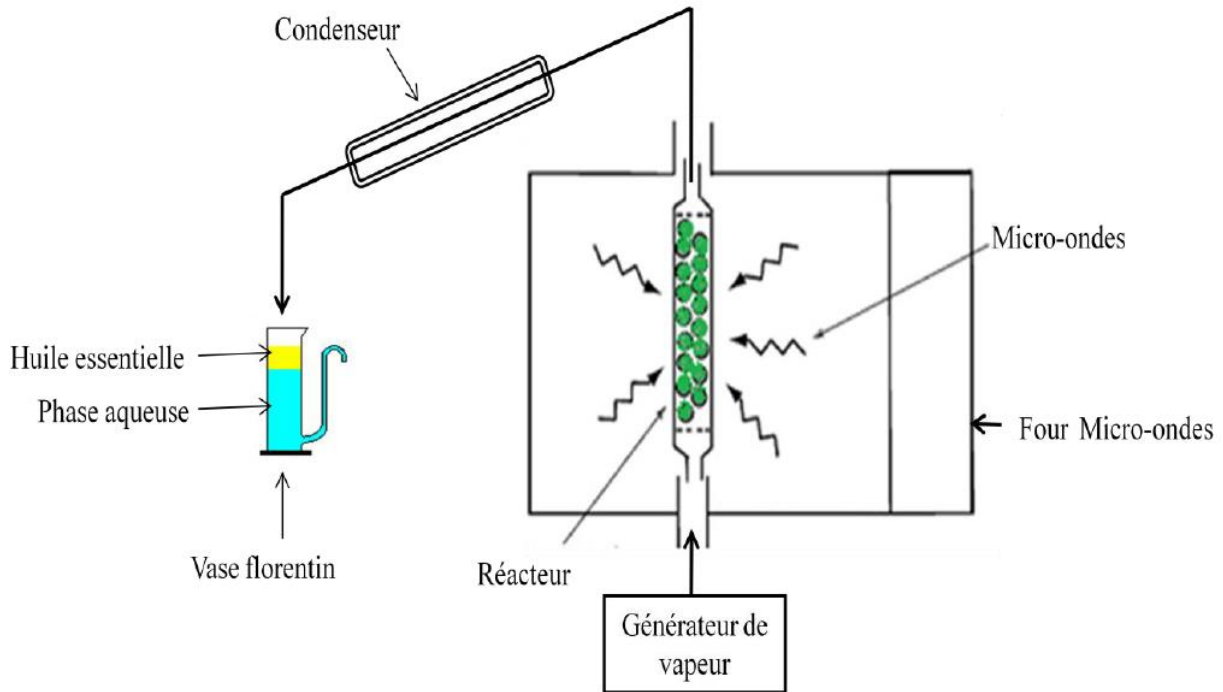


Figure 19: Entraînement à la vapeur d'eau assisté par micro-ondes (MSD) (Sahraoui et al., 2013)

- L'hydrodiffusion assistée par micro-ondes (MSDf)

La vapo-diffusion Assistée par Micro-ondes (MSDf) a été proposée par (Farhat et al., 2009). Le procédé MSDf est composé principalement de cinq parties :

Un générateur de vapeur, un extracteur dans lequel est uniquement placée la matière végétale à traiter, un four à micro-ondes, un système de réfrigération et un essencier où est recueillie l'huile essentielle (Figure 20).

Ce procédé consiste à placer le matériel végétal dans un extracteur à l'intérieur d'un four à micro-ondes et un flux de vapeur fournie traverse la matière végétale solide d'en haut vers le bas. Ce flux descendant profite ainsi de l'action osmotique de la vapeur d'eau. L'application des rayonnements magnétiques, durant le passage de la vapeur au travers de la matrice solide, permet un transfert de chaleur particulier au sein du matériel végétal, ce qui induit l'éclatement des glandes renfermant l'huile essentielle. Ainsi l'huile essentielle qui est diffusée avec la vapeur sous l'action de la chaleur est véhiculée vers un système de refroidissement.

Le procédé MSDf offre des avantages importants par rapport à la technique

traditionnelle : temps d'extraction plus court, impacts environnementaux moindres (économie d'énergie) et obtention d'une huile essentielle de qualité.

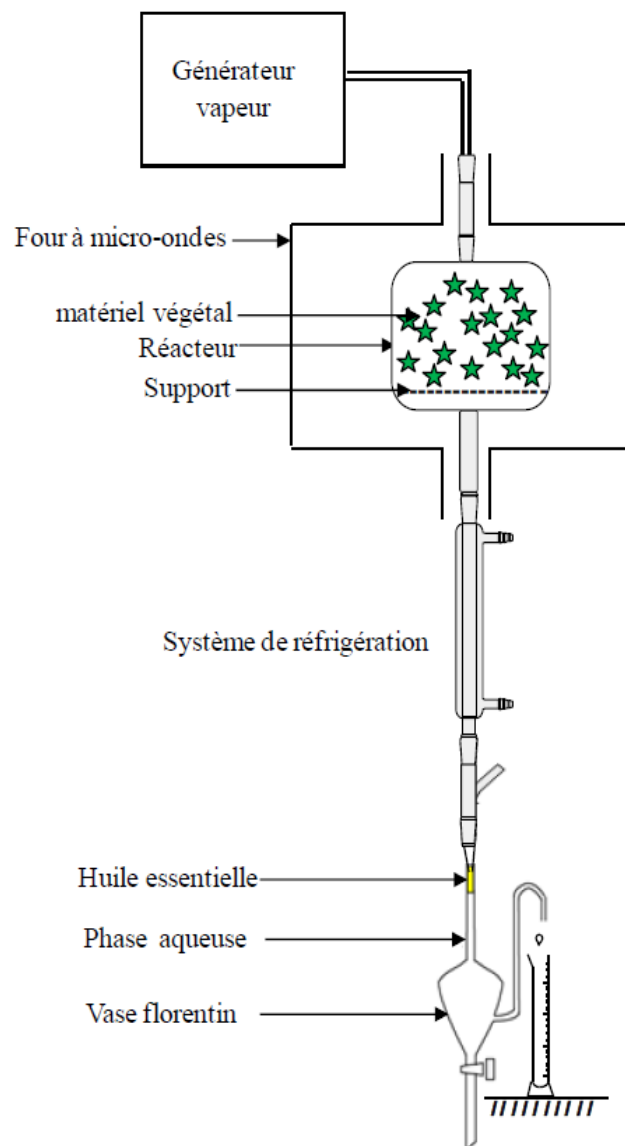


Figure 20: Hydrodiffusion assistée par micro-ondes (MSDf) (Farhat et al.,2010)

1.3.2.2 L'extraction par CO₂ supercritique

Ce procédé est relativement nouveau et intéressant pour augmenter le rendement dans le cas de plantes peu riches en huiles essentielles. Il utilise les fluides à l'état supercritique pour extraire les composants contenus dans les végétaux.

En effet, dans des conditions particulières de température et de pression situées au-delà du point critique, les fluides à l'état supercritique acquièrent des propriétés importantes qui se caractérisent par une bonne diffusibilité dans les matières solides et un bon pouvoir solvant. C'est ainsi que plusieurs gaz sont actuellement utilisés industriellement, mais l'intérêt s'est porté tout particulièrement sur le dioxyde de carbone CO₂ car, celui-ci présente d'incontestables

atouts : produit naturel, inerte chimiquement, ininflammable, non toxique, facile à éliminer totalement, sélectif, aisément disponible et peu coûteux (Bruneton, et al, 1999).

L'extraction au fluide supercritique consiste à comprimer le dioxyde de carbone à des pressions et à des températures au-delà de son point critique ($P=72.8$ bars et $T= 31.1^{\circ}\text{C}$), CO_2 se trouve dans un état dit supercritique intermédiaire entre le liquide et le gaz, Dans lequel, le CO_2 présente la particularité d'extraire les molécules aromatiques à partir de la matière première.

Le fluide ainsi obtenu traverse le produit à traiter et le charge en composé à extraire ensuite, il est détendu et passe en phase gazeuse et finalement se sépare du composé extrait (Figure 21).

L'extraction des huiles essentielles par le CO_2 supercritique fournit selon (Scheffer et al., 1996) des huiles de très bonne qualité et un temps d'extraction relativement court par rapport aux méthodes classiques.

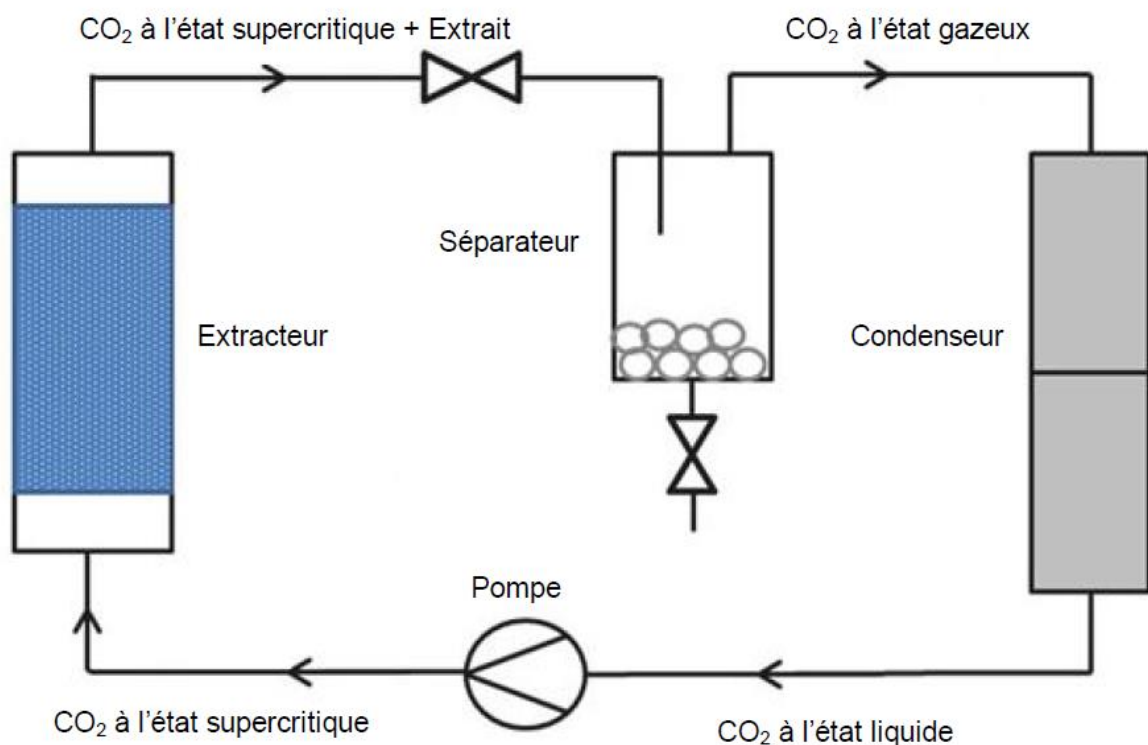


Figure 21: Schéma descriptif de l'extraction par CO_2 supercritique (Meullemiestre et al., 2015)

1.3.2.3 L'extraction par ultrasons

L'extraction par les ultrasons (ou la sonication) est une technique émergente qui offre beaucoup de reproductibilité en peu de temps, trois fois plus rapide qu'une extraction simple par solvant.

Elle est facile à mettre en oeuvre et peu consommatrice de solvant et d'énergie (Chemat et al., 2008).

Les micro-cavitations, générées par ultrasons, désorganisent la structure des parois végétales, notamment les zones cristallines cellulosiques. Les ultrasons favorisent la diffusion et peuvent modifier l'ordre de distillation, des constituants des huiles essentielles.

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).

Elle a surtout été développée pour l'extraction de certaines molécules ayant un intérêt thérapeutique (Salisova et al., 1997 ; Vinatoru et al., 1997 ; Vinatoru et al., 1999 ; Vinatoru et al, 2001 ; Chemat et al., 2003 ; Chemat et al., 2004a ; Luque de Castro et al., 2007).

L'avantage essentiel de ce procédé est de réduire considérablement la durée d'extraction, d'augmenter le rendement en extrait et de faciliter l'extraction de molécules thermosensibles, de plus c'est une méthode simple, efficace, et peu coûteuse.

1.3.2.4 La turbo hydrodistillation

La turbo hydrodistillation est un procédé d'hydrodistillation 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 22).

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)

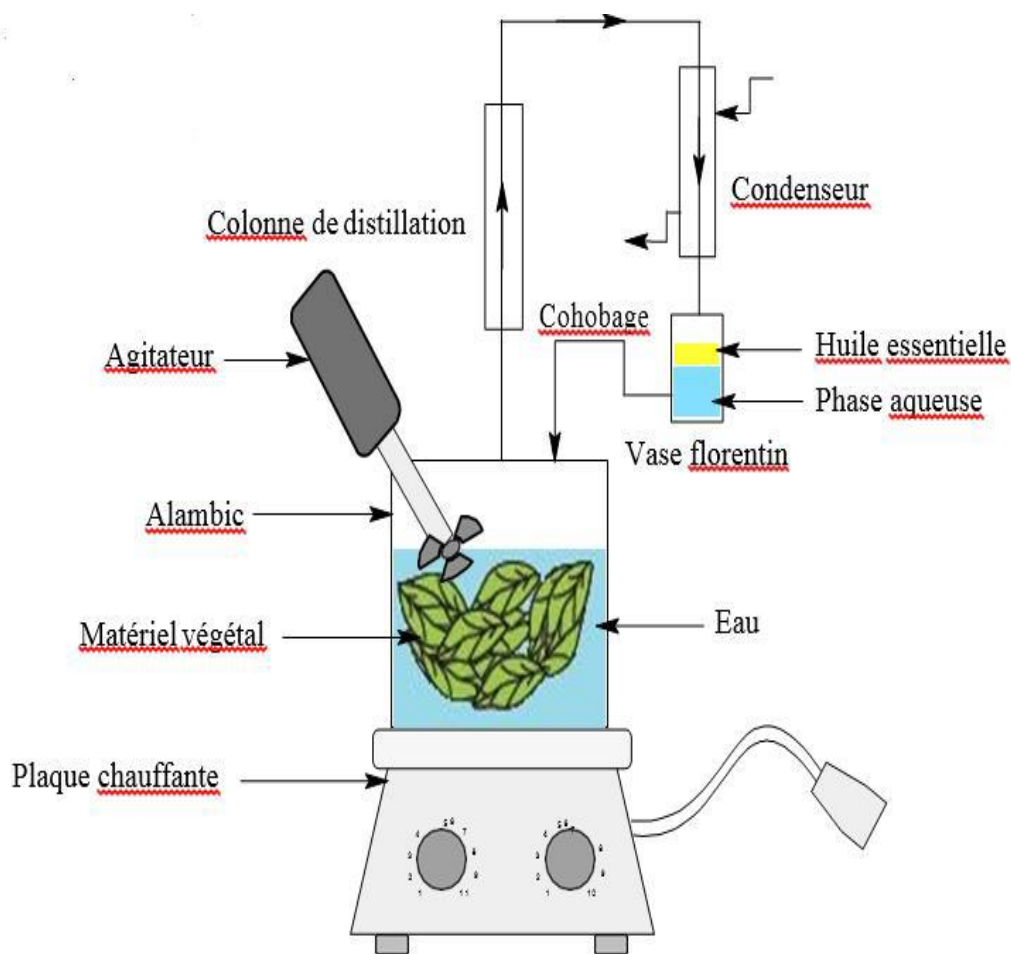


Figure 22: Procédé de turbo hydrodistillation (Chenni et al., 2016)

1.3.3 Comparaison entre les différentes méthodes d'extraction

Après avoir vu toutes les méthodes d'extraction que ce soit les méthodes classiques ou les méthodes innovantes, on va faire une comparaison entre les méthodes conventionnelles et les méthodes d'extraction assistées par micro-onde (Mandal., 2015) (Sanchez-Prado et al., 2015) (Tableau 1)

Tableau 1: Comparaison 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

1.3.4 Avantages et inconvénients des différents procédés d'extraction

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

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

Procédé	Avantages	Inconvénients
Hydro-ou distillation 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
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"> • Cout 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"> • Cout élevé du matériel en utilisant un fluide supercritique
Extraction assisté 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

1.4 Conclusion

D'une manière globale, Il a été constaté que les huiles essentielles sont composées d'un grand nombre de constituants chimiques connus et possèdent une concentration rarement rencontrée dans les produits courants.

Elles peuvent être obtenues par plusieurs méthodes d'extraction, tandis que les méthodes innovantes sont beaucoup plus rentables en termes de temps d'extraction et de coût d'exploitation que les anciennes méthodes d'extraction.

Aussi, elles représentent un intérêt économique considérable par leurs applications dans les industries pharmaceutique, agro-alimentaire, cosmétologique.

Chapitre 2 : Les Réseaux de Neurones Artificiels « RNA »



2.1 Introduction

Le cerveau humain contient autour de 100 milliards de neurones. Ces neurones nous permettent entre autres, de lire un texte tout en maintenant une respiration régulière permettant d'oxygéner notre sang, en actionnant notre cœur qui assure une circulation efficace de ce sang pour nourrir nos cellules, etc. Ils nous permettent même de comprendre et analyser certaines idées et de mémoriser les visages des gens (Kalakh et al., 2013).

Dans ce chapitre, il sera présenté un aperçu sur les réseaux de neurones, les différents types des réseaux de neurones et les différentes architectures adoptées dans divers domaines. Ces éléments d'informations nous aideront dans le choix du type du réseau et de l'architecture qui répondra à notre objectif.

2.2 Les réseaux de neurones

2.2.1 Introduction

Les réseaux de neurones, fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils s'avèrent aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines des limitations des ordinateurs classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de résoudre des problèmes jadis qualifiés de complexes (Touzet et al., 1992).

Un réseau de neurones est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont les activités de certains neurones. Pour les applications considérées dans ce travail (modélisation et commande à temps discret de processus), ces signaux d'entrée et de sortie d'un réseau de neurones sont constitués de suites numériques.

Les réseaux de neurones constituent un outil de l'intelligence artificielle. Ils offrent des solutions très performantes pour le diagnostic des procédés industriels.

Les réseaux de neurones sont des techniques extrêmement sophistiquées de modélisation et de prévision, en mesure de modéliser des relations entre des données ou des fonctions particulièrement complexes.

2.2.2 Réseau de neurones biologiques

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones.

La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms (10^{-9}) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse (Figure 23)

(Changeux., 1983). Ainsi, les synapses ont pour rôle de transmettre l'information d'un neurone à un autre et c'est qui leur permet de rester connectés entre eux.

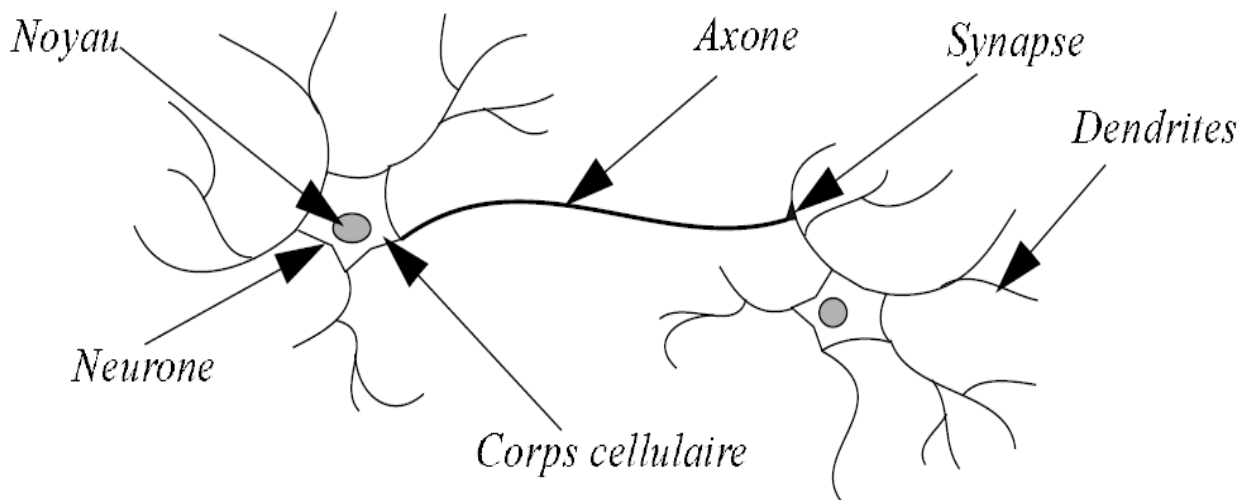


Figure 23: Neurone biologique et chemin des influx nerveux

2.2.3 Réseaux de neurones artificiels

2.2.3.1 Historique

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

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

Les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation en 1943 par W. McCulloch et W. Pitts d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (McCulloch et al., 1943).

En 1949, D. Hebb initie, dans son ouvrage "The Organization of Behavior", la notion d'apprentissage. Deux neurones entrant en activité simultanément vont être associés (c'est à dire que leurs contacts synaptiques vont être renforcés). On parle de loi de Hebb et d'associationnisme (Hebb et al., 1949).

En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception (sert à

recueillir les entrées) et une couche de décision. C'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini (Rosenblatt et al., 1958).

En 1960, Widrow et Hoff, développent le modèle de l'ADALINE (Adaptive Linear Element). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de retro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les Perceptrons multicouches. Les réseaux de type ADALINE restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières (Widrow et al., 1960).

En 1969, Les recherches sur les réseaux de neurones ont été pratiquement abandonnées lorsque M. Minsky et S. Papert ont publié leur livre « Perceptrons » (1969) et démontré les limites théoriques du perceptron, en particulier, l'impossibilité de traiter les problèmes non linéaires par ce modèle (Minsky et al., 1988).

En 1972, T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes. (Kohonen., 1982)

En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative (Hopfield.,1982).

En 1984, c'est la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985) (Ackley et al.,1985).

Une révolution survient alors dans le domaine des réseaux de neurones artificiels : une nouvelle génération de réseaux de neurones, capables de traiter avec succès des phénomènes non-linéaires : le perceptron multicouche ne possède pas les défauts mis en évidence par Minsky. Proposé pour la première fois par Werbos, le Perceptron Multi-Couche apparaît en 1986 introduit par Rumelhart.

Ces systèmes reposent sur la rétropropagation du gradient de l'erreur dans des systèmes à plusieurs couches, chacune de type Adaline de Bernard Widrow, proche du Perceptron de Rumelhart (Rumelhart et al., 1986).

2.2.3.2 Le réseau de neurones artificiels « RNA »

Les réseaux de neurones artificiels connaissent depuis quelques années un succès fulgurant dans divers domaines notamment dans le domaine du génie des procédés.

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval. A chaque connexion est associé un poids (Zeigler., 1976).

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.

La Figure 24 montre la structure d'un neurone artificiel

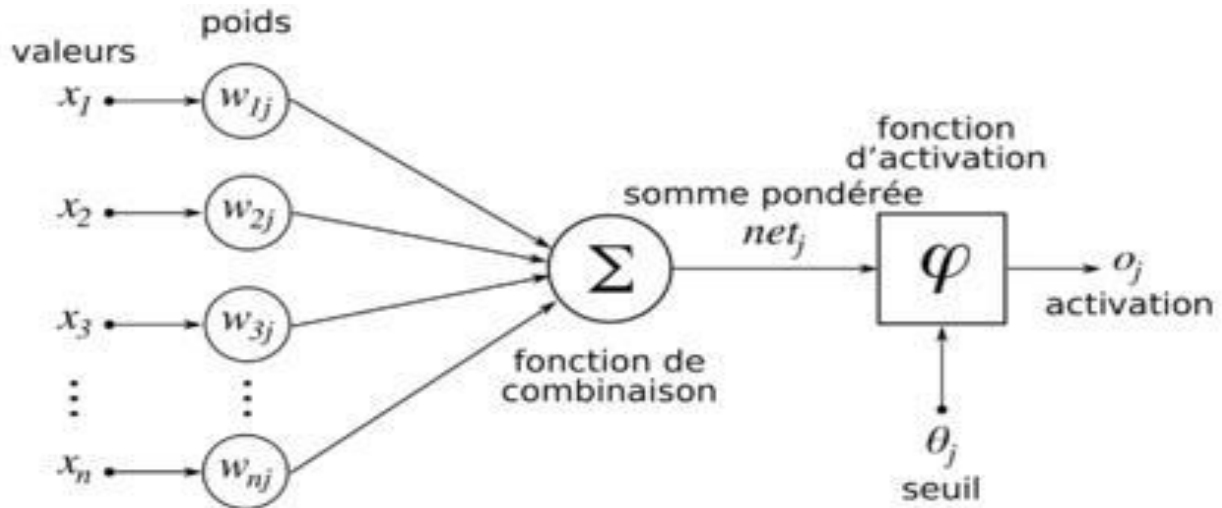


Figure 24: Modèle d'un neurone artificiel

Où :

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 ;

φ : La fonction d'activation du neurone ;

Θ_j : Le seuil du neurone

L'objectif général d'un RNA est de trouver la configuration des poids de connexion entre neurones pour qu'il associe à chaque configuration d'entrée, une réponse adéquate.

L'utilisation d'un RNA se fait en deux temps. Tout d'abord une phase d'apprentissage qui est chargée d'établir des valeurs pour chacune des connexions du réseau, puis une phase d'utilisation proprement dite, où l'on présente au réseau une entrée et où il nous indique en retour « sa » sortie calculée (Schmitt et al., 2001).

Les réseaux de neurones fonctionnent en répartissant les valeurs des variables dans des automates (les neurones). Ces unités sont chargées de combiner entre elles leurs informations

pour déterminer la valeur du paramètre de discrimination. C'est de la connexion de ces unités entre elles qu'émerge la capacité de discrimination du RNA.

Chaque neurone reçoit des informations numériques en provenance de neurones voisins, à chacune de ces valeurs est associé un poids représentatif de la force de la connexion. Chaque neurone effectue localement un calcul dont le résultat est transmis ensuite aux neurones avals (Schmitt et al, 2001).

Depuis une dizaine d'années, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est développée dans de nombreuses disciplines (notamment dans le domaine du génie des procédés, sciences économiques, écologie et environnement, biologie et médecine...) (Drew et Monson, 2000).

Ils sont notamment appliqués pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation, de reconnaissance des formes et de mémoire associative (Drew et Monson., 2000).

Par exemple, dans le cadre du traitement des données, les RNA constituent une méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques. Les RNA sont également applicables dans toutes les situations où il existe une relation non linéaire entre une variable prédictive et une variable prédite. Par leur nature et leur fonctionnement, les RNA peuvent détecter les interactions multiples non linéaires parmi une série de variables d'entrée, ils peuvent donc gérer des relations complexes entre les variables indépendantes et les variables dépendantes (Figure 25) (Schmitt et al., 2001).

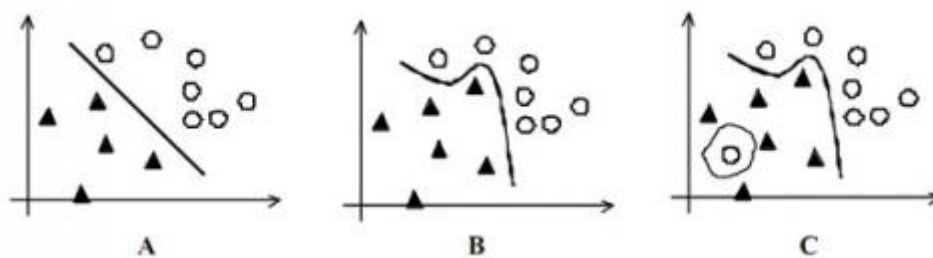


Figure 25: Discriminations linéaire (A), non linéaire (B) et non continue (C).

2.2.4 Comparaison entre les neurones artificiels et biologiques

La Figure 26 montre une mise en correspondance entre le neurone biologique et le neurone artificiel (Zeigler., 1976)

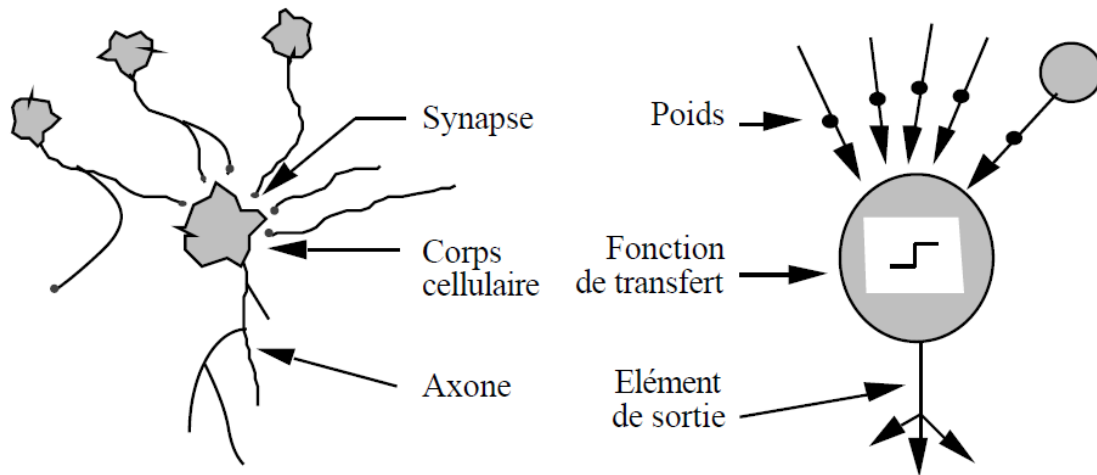


Figure 26: Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel

Afin de mieux comprendre la similitude entre les neurones biologiques et artificiels, le tableau suivant résume une petite comparaison dans la composition entre ces deux types de neurones :

Tableau 3: Analogie entre le neurone biologique et le neurone artificiel

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

2.3 Architecture des réseaux de neurones artificiels « RNA » :

Deux grands types d'architectures de réseaux de neurones se présentent : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés.

2.3.1 Les réseaux de neurones non bouclés (statiques)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones.

Un réseau de neurones non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones "connectés" entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans « retour en arrière » ; si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les "connexions" entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique.

La Figure 27 représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, une couche de neurones "cachés" et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux.

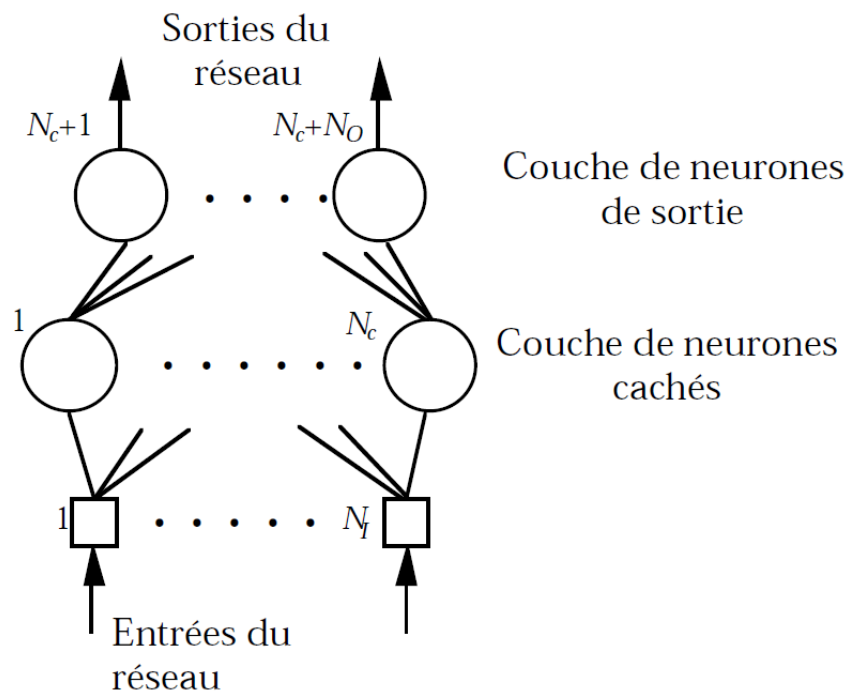


Figure 27: Architecture d'un réseau de neurones non-bouclé

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques : si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties le sont également. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaires (Bishop., 1995).

2.3.2 Les réseaux de neurones bouclés (dynamiques)

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties.

Pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à toute boucle soit associé un retard : un réseau de neurones bouclé est donc un système dynamique, régi par des équations différentielles ; comme l'immense majorité des applications sont réalisées par des programmes d'ordinateurs, on se place dans le cadre des systèmes à temps discret, où les équations différentielles sont remplacées par des équations aux différences (Bishop., 1995).

Un réseau de neurones bouclé à temps discret est donc régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions.

La forme la plus générale des équations régissant un réseau de neurones bouclé est appelée forme canonique ; Ainsi, le réseau représenté sur les Figures peut être mis sous la forme canonique, strictement équivalente mais beaucoup plus facilement manipulable, représentée sur la Figure 28 et la Figure 29

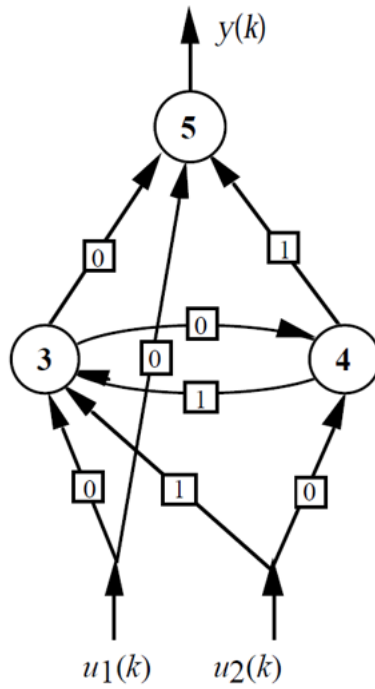


Figure 28 : Un réseau de neurones bouclé

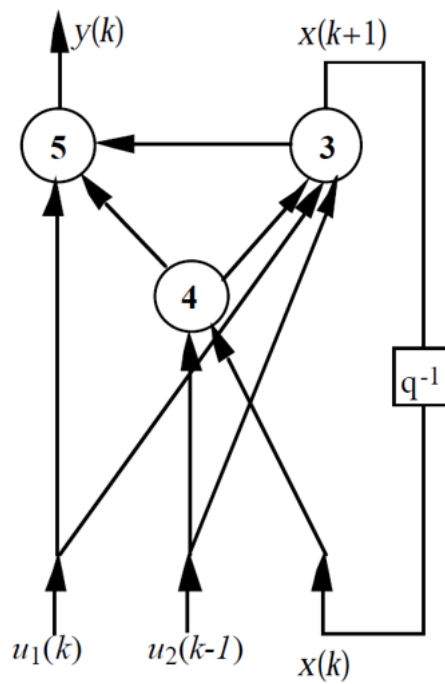


Figure 29 : La forme canonique du réseau de la Figure 28

Où : Les nombres dans les carrés sont les retards associés à chaque connexion ;
 k : le temps discret.

Les réseaux de neurones bouclés sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation de systèmes dynamiques, de commande de processus, ou de filtrage.

Tableau 4: Analogie entre les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés

Réseaux bouclés	Réseaux non bouclés
<ul style="list-style-type: none"> • Filtres récurrents • Prédicteurs récurrents • Modèles de simulation • Correcteurs par retour d'état dynamique 	<ul style="list-style-type: none"> • Filtres transverses • Prédicteurs non récurrents • Correcteurs par retour d'état statique

2.4 Le modèle de neurone

Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction non linéaire pour produire la sortie a du neurone (Kalakh., 2013).

Le biais b du neurone, s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b, alors l'argument de f devient évidemment positif (ou nul).

Comme elle montre la Figure 30, il existe deux types de neurone simple, modèle simple sans biais et modèle avec biais (Kalakh., 2013).

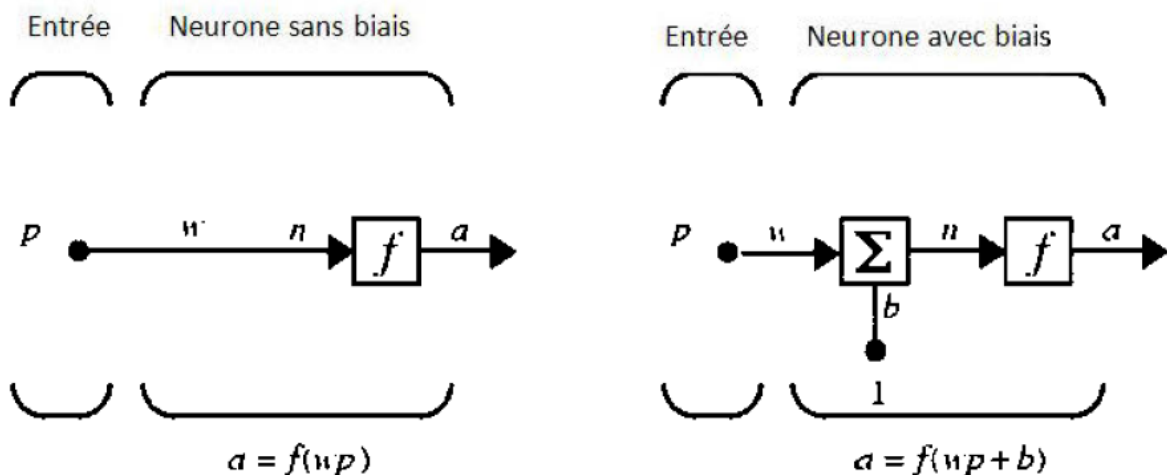


Figure 30: Les deux modèles de neurone sans et avec biais

Dans la plupart des cas des réseaux de neurones, les neurones ont des entrées sous forme d'un vecteur comme elle montre la Figure 31.

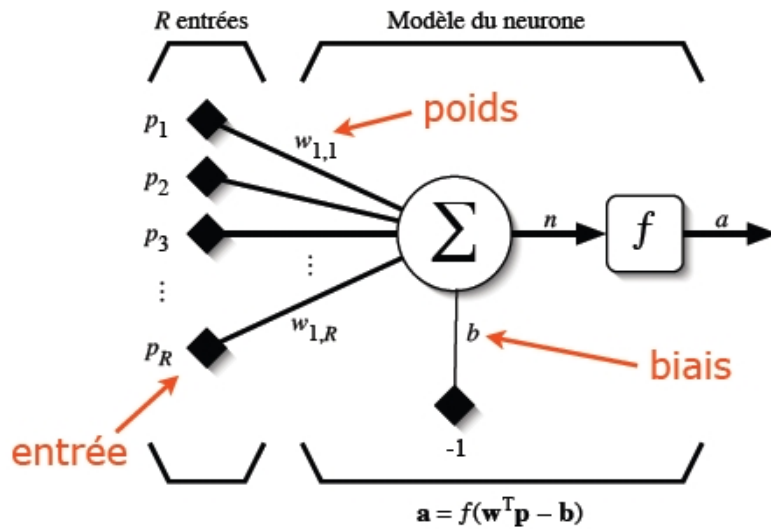


Figure 31: Modèle de neurone avec un vecteur d'entrées.

Dans ce cas la sortie n de l'intégrateur est définie par l'équation suivante :

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j = w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2 + \dots + w_{1,R} p_R + b \quad (1)$$

Et la sortie de neurone est : $a = f(n)$










2.5 Les fonctions d'activation (transfert)

La fonction d'activation joue un rôle important dans un réseau de neurones, elle fait la sommation pondérée des entrées et des poids de connexion, ce qui nous fait aboutir au résultat qu'on recherche (Kalakh., 2013).

Selon le type de neurone artificiel utilisé plusieurs fonctions d'activation peuvent exister, et le choix de cette dernière lors de la modélisation influe sur la qualité des résultats obtenus.

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au Tableau 5 : (Parizeau., 2004)

Tableau 5: Les fonctions de transfert $a=f(n)$

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône	Nom Matlab
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlim
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlims
linéaire	$a = n$		purelin
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlin
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlins
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		poslin
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$		logsig
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement		compet

Parmi ces fonctions, Les plus utilisées dans le domaine de l'ingénierie sont : "seuil" (a), "linéaire" (b) et "sigmoïde" (c) représentées à la Figure 32 suivante :

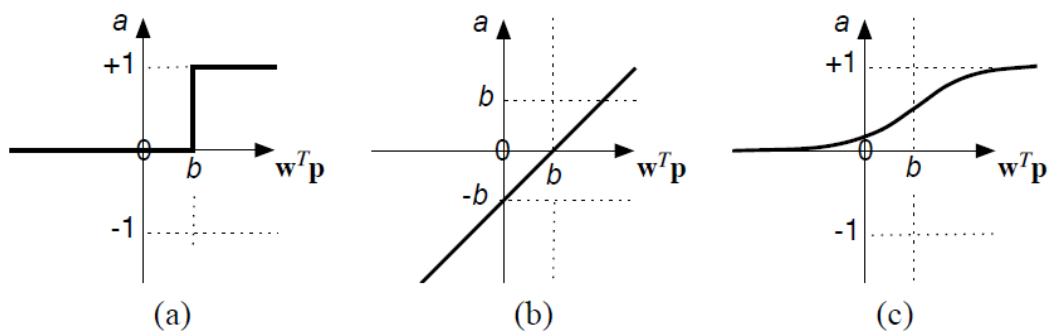


Figure 32: Les trois fonctions les plus utilisées dans l'ingénierie

2.5.1 La fonction seuil

Comme son nom l'indique, elle applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne la valeur 0 (faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai).

Il est évident que ce genre de fonctions permet de prendre des décisions binaires. (Parizeau., 2004)

2.5.2 La fonction linéaire

Elle est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie selon la relation $a = n$, Il est évident que la sortie du neurone correspond alors à son niveau d'activation dont le passage à zéro (l'ordonnée à l'origine) se produit lorsque $w^T p = b$; (Parizeau., 2004)

2.5.3 La fonction de transfert sigmoïde

Elle est définie par la relation mathématique :

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (2)$$

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que nous sommes loin ou près de b respectivement. La fonction seuil est très non linéaire, car il y a une discontinuité lorsque : $w^T p = b$

De son côté, la fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes. Notons finalement que la fonction tangente hyperbolique (tansig) est une version symétrique de la sigmoïde (Kalakh., 2013).

2.6 L'apprentissage des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones possèdent une grande capacité à apprendre (par exemple à reconnaître une image, une lettre, un son ...). Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ.

Le point crucial du développement d'un réseau de neurones est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'informations (Hebb., 1949 ; Rumelhart et al., 1986).

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones où se fait le calcul et la modification des poids de connexion jusqu'à l'obtention de la réponse désirée.

Il existe de nombreux types d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois catégories :

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

Mais l'objectif fondamental de l'apprentissage reste le même : soit la classification, l'approximation de fonction ou encore la prévision.

2.6.1 L'apprentissage supervisé

Un apprentissage est dit supervisé lorsque l'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. Ce genre d'apprentissage est réalisé à l'aide d'une base d'apprentissage, constituée de plusieurs exemples de type entrées-sorties (les entrées du réseau et les sorties désirées ou encore les solutions souhaitées pour l'ensemble des sorties du réseau).

Dans ce type, une information précise sur la sortie désirée est disponible (Figure 33) ; Le réseau apprend par présentation de pair d'entrée/sortie. Durant l'apprentissage, les valeurs de sorties désirées sont comparées à celles produites par le réseau. L'erreur résultante est utilisée pour l'ajustement des poids des connexions dans le cas où notre modèle n'est pas adéquat jusqu'à ce que l'écart entre les sorties du réseau (ou résultats calculés) et les résultats désirés soient minimisés (Ammar., 2007).

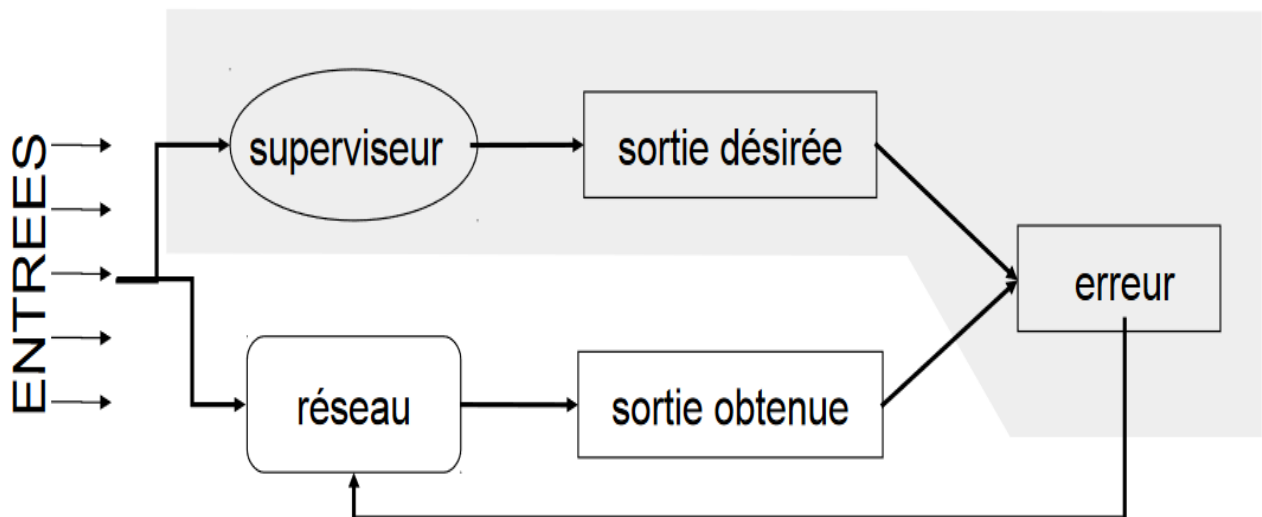


Figure 33: Schéma sur l'apprentissage supervisé

2.6.2 L'apprentissage renforcé

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui accorde plutôt un grade (ou score) qui est une mesure du degré de performance du réseau après quelques itérations.

Les algorithmes utilisant la procédure d'apprentissage renforcé sont surtout utilisés dans le domaine des systèmes de contrôle (White et al., 1992 ; Sutton et al., 1992).

2.6.3 L'apprentissage non-supervisé

Contrairement au mode d'apprentissage supervisé, dans cet apprentissage, aucune information sur la sortie désirée du réseau n'est disponible (Figure 34). La modification des poids de connexion se fait uniquement sur la base des données de l'apprentissage.

Ainsi, le réseau manipule des données qui lui sont présentées en entrée et cherche à extraire quelques propriétés qui formeront les sorties du réseau. L'extraction de ces propriétés dépend de la règle d'apprentissage utilisée dans le réseau (Kalakh., 2013).

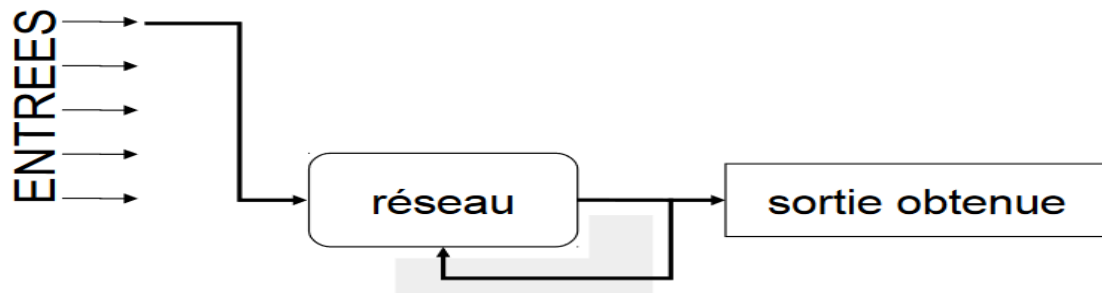


Figure 34: Schéma sur l'apprentissage non-supervisé

2.7 Les types des réseaux de neurones

Un réseau est caractérisé par plusieurs paramètres, l'apprentissage est l'un des principaux caractères pour définir un type de réseau. La Figure 35 montre une classification des types de réseaux de neurones se basant sur le type d'apprentissage (Kalakh., 2013).

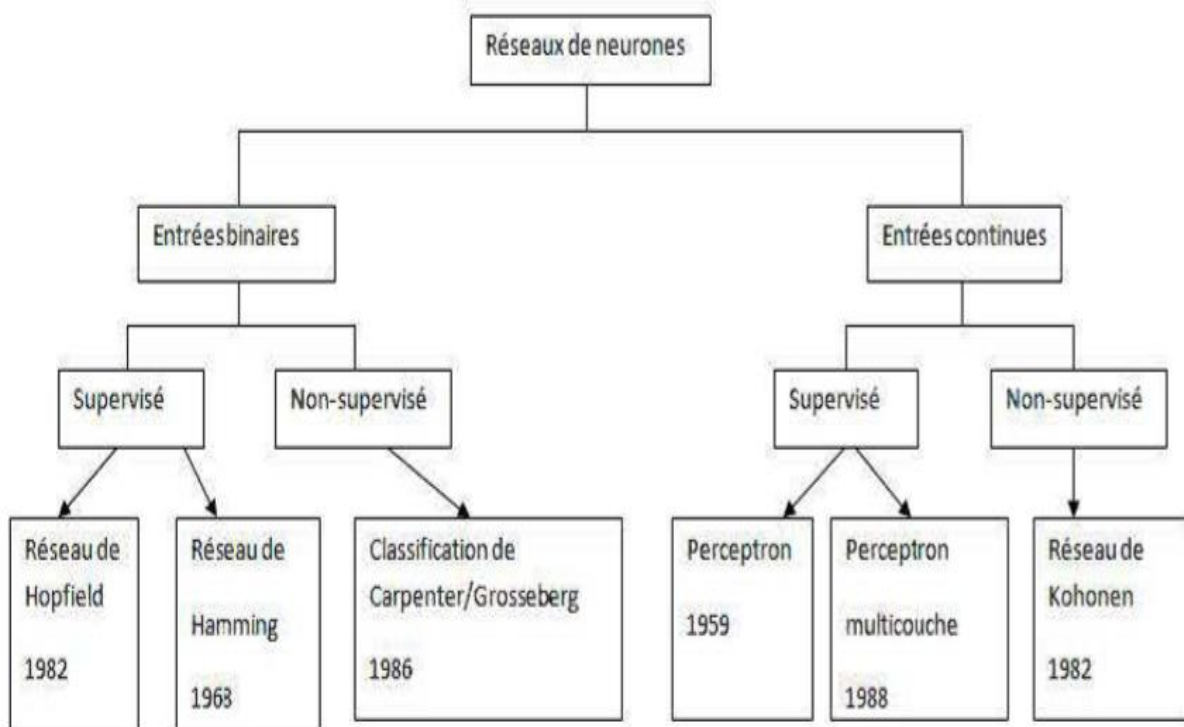


Figure 35: Classification des modèles de réseaux de neurones par le type d'apprentissage.

Cependant, pour déterminer celui qui convient le plus aux besoins 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
- Les réseaux de KOHONEN
- Le réseau "Random Vector Functional Link"
- Le réseau de neurone à base de fonction radiale

2.7.1 Le perceptron simple

Comme nous l'avons précisé ci-dessus, le perceptron simple a été développé en 1958 par ROSENBALT. 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 et al., 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 36 :

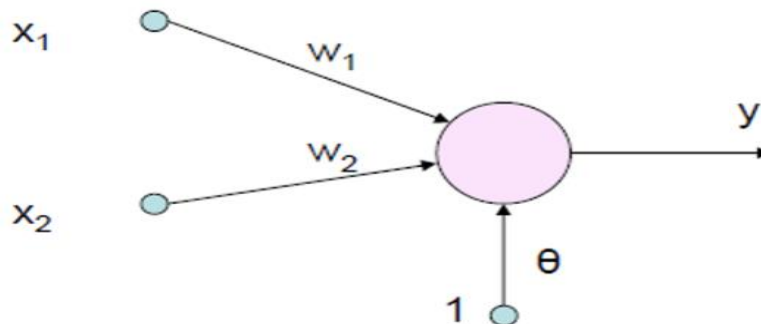


Figure 36 : Le perceptron simple

2.7.2 Les perceptrons multicouches (PMC)

Ils sont une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches cachées en plus (Figure 37). Ils utilisent, pour modifier leurs poids, un algorithme de rétro propagation du gradient, qui est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff.

Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique, ce qui est assez simple quand on utilise une fonction O dérivable (la sigmoïde par exemple) (Rumelhart et al., 1986) :

$$O(x^{\rightarrow}) = \frac{1}{1 + \exp(-y)} \quad (3)$$

« y » est définie par l'équation précédente.

On propage la modification des poids de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée.

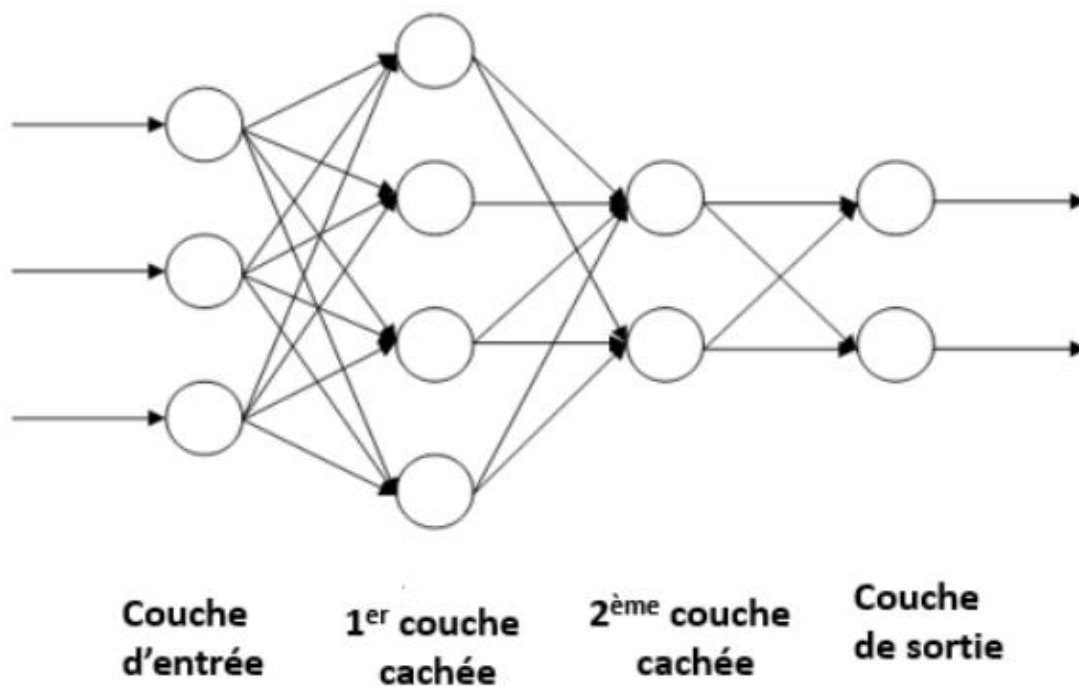


Figure 37: Architecture du perceptron multicouche

2.7.3 Les réseaux (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} (Figure 38).

La carte de Kohonen est une carte à apprentissage non supervisé, réalisée à partir d'une base d'apprentissage constituée uniquement des éléments d'entrée, ce qui permet de regrouper ces entrées en classes (Kohonen., 1982):

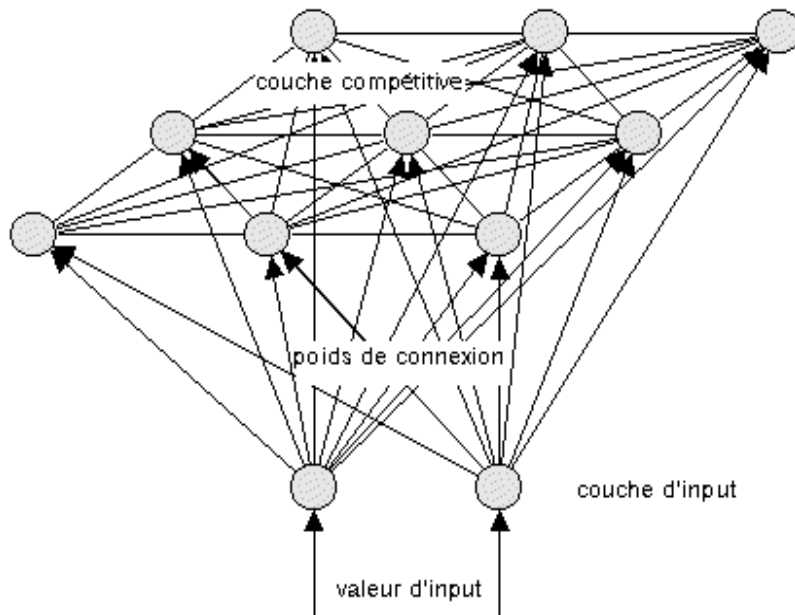


Figure 38: Architecture d'une carte de KOHONEN

2.7.4 Le réseau "Random Vector Functional Link"

Random Vector Functional Link Neural Network (RVFLNN) est un modèle du perceptron développé par (Pao et al., 1989).

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 et al., 1989).

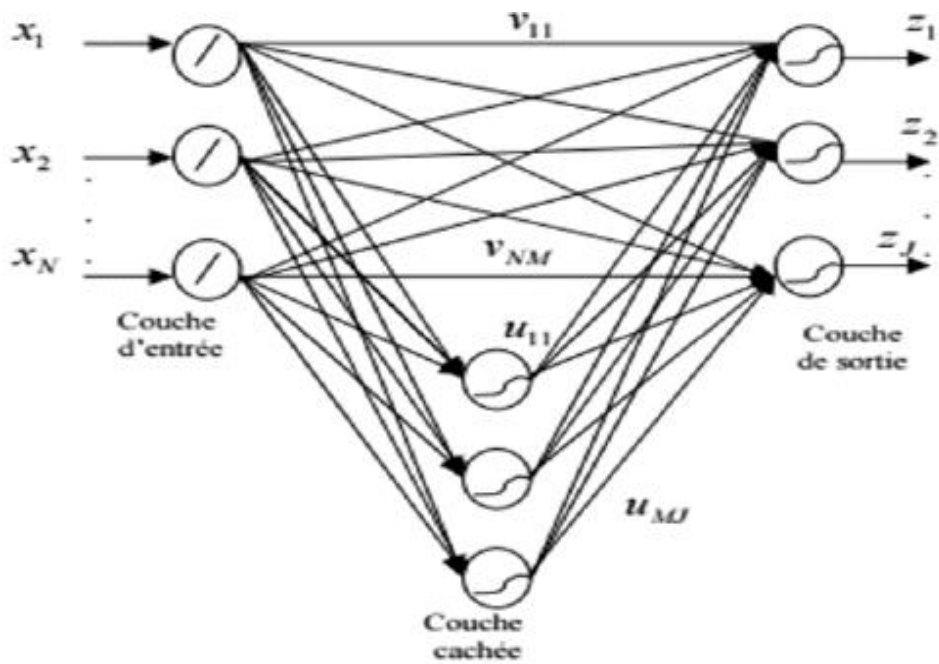


Figure 39: Architecture du RVFLNN

2.7.5 Le Réseau de neurone à fonction de base radiale

Le Réseau de neurone 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).

Le réseau de neurone de type RBF est un PMC spéciale, son architecture est identique à celle d'un PMC a une seule couche cachée donc on peut dire qu'il prend toutes les caractéristiques d'un PMC simple sauf qu'il diffèrent en quelques points nous citons quelques-uns : (Daum et al., 2012)

- Le nombre des couches cachées :

Un réseau RBF ne peut contenir qu'une seule couche cachée, son architecture est fixée pour tous les problèmes à étudier.

- La fonction d'activation :

Le réseau RBF utilise toujours une fonction dite à base radiale centrée d'un point et munie d'un rayon. (Fonctions gaussiennes standard qui sont à symétrie radiale)

$$H_i = \exp\left(-\frac{\|x_i - \mu_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (4)$$

- Les poids synaptiques :

Les poids entre la couche d'entrée et la couche cachée dans les modèles neuronaux de type RBF sont toujours d'une valeur d'unité, c'est-à-dire que l'information inscrite sur la couche d'entrée sera retransmise sans distorsion vers les neurones de la couche cachée.

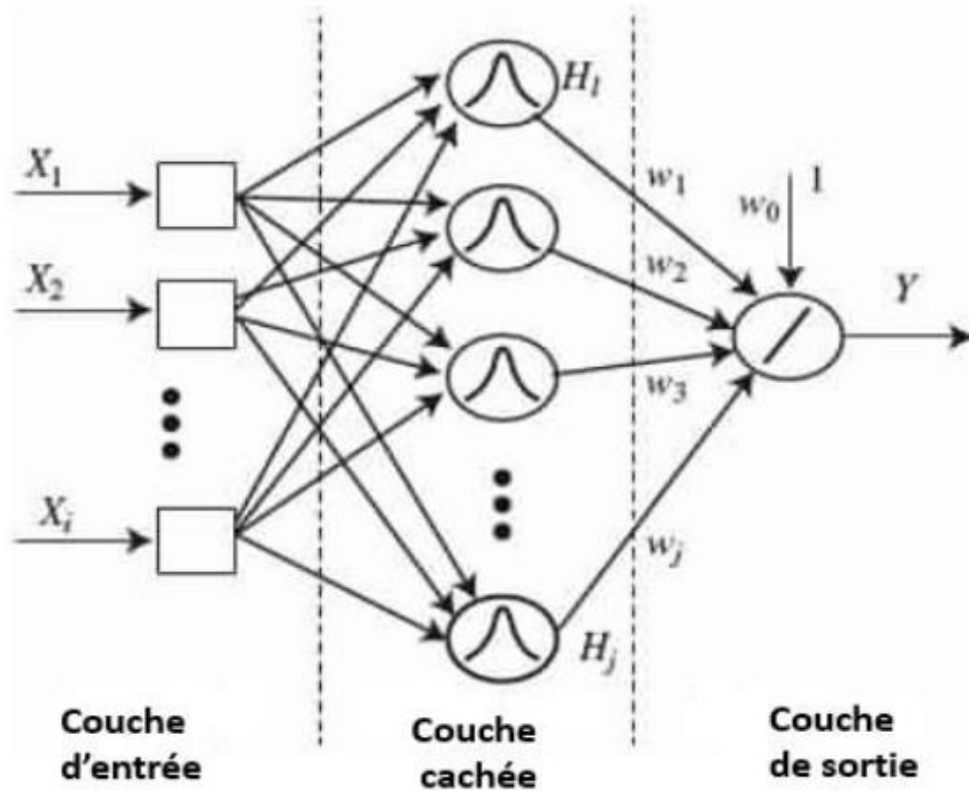


Figure 40 : Architecture du RBF

2.7.6 Avantages et inconvénients de chaque type de réseau

Le Tableau 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 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

2.8 Critère de sélection de l'architecture d'un réseau de neurones

Le choix du réseau de neurones dépend principalement de 4 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 correspondantes.

La Figure 41 résume les critères de sélection de l'architecture d'un réseau de neurones :

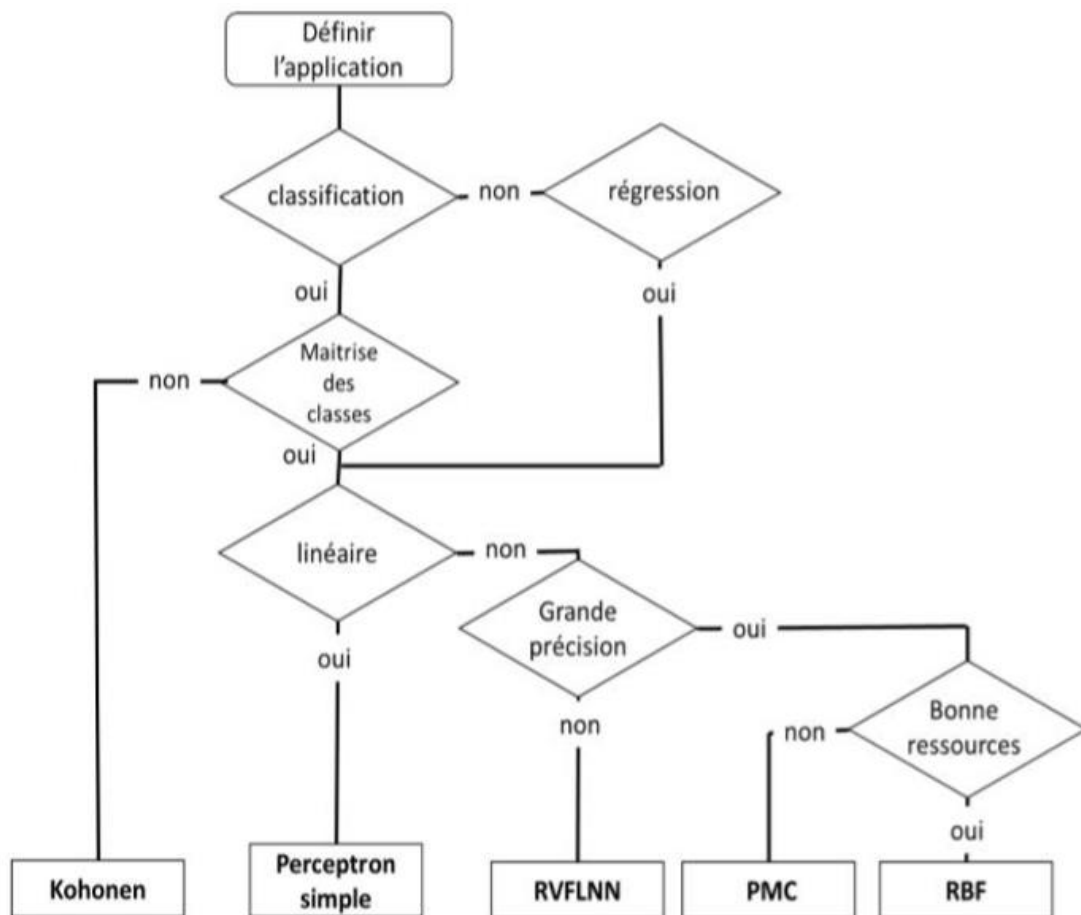


Figure 41: Critère de sélection de l'architecture d'un réseau de neurones

En général, un réseau de neurones se compose de trois types de couches :

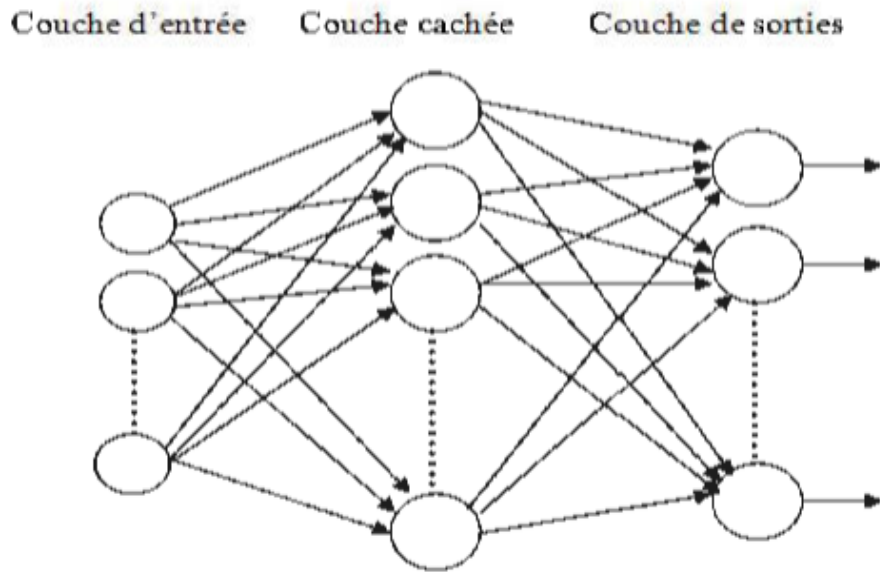


Figure 42: Architecture simple d'un réseau de neurones

- **La couche d'entrée**

La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données sources que nous voulons utiliser pour l'analyse. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.

- **La couche cachée**

La couche cachée est la couche suivante après la couche d'entrée, dans un réseau nous pouvons avoir une couche cachée ou plusieurs.

Nous notons que si les fonctions d'activation sont linéaires alors, toutes les couches cachées, sont considérées comme une seule couche. Or les fonctions d'activations sont en général non linéaires sur cette couche, mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix de sa taille n'est pas implicite et doit être ajusté. En général, nous pouvons commencer par une taille moyenne des couches d'entrée et de sortie, mais ce n'est pas toujours le meilleur choix. Il sera souvent préférable pour obtenir de bons résultats, d'essayer le plus de tailles possible.

- **La couche de sortie**

La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables que nous voulons en sortie.

Après avoir vu les types de réseaux de neurone, nous avons constaté que l'architecture du réseau de neurone qui convient le plus à notre étude est le perceptron Multi-couches **PMC**.

2.9 Le perceptron multi-couches PMC

La famille de réseau majoritairement employé est le perceptron multi-couches (PMC).

A lui seul ce type de réseau recouvre plus de 95% des applications scientifiques et industrielles (Schmitt et al., 2001).

Le PMC est un réseau de neurone non-bouclé. Dans ce type de réseau, l'information circule de l'entrée vers la sortie et le mode d'apprentissage est de type supervisé.

Les neurones y sont organisés en couches successives : une couche d'entrée, une couche de sortie et entre les deux une ou plusieurs couches intermédiaires, appelées aussi couches cachées. Il n'existe pas de connexion entre les neurones d'une même couche, en revanche tout neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante.

La « couche » d'entrée n'est pas une réelle couche de neurones car elle se contente de coder les variables d'observation. La couche de sortie code la variable de discrimination. Les valeurs d'activité des neurones sont propagées dans le réseau, de l'entrée vers la sortie, sans retour arrière.

La présence d'une couche cachée permet de modéliser des relations non linéaires entre les entrées et la sortie. En théorie une seule couche cachée suffit, mais le fait de disposer d'une seconde couche cachée permet de modéliser plus facilement une fonction de discrimination non continue. En pratique, la plupart des problèmes sont résolus avec un ou deux niveaux, trois au maximum (Schmitt et al., 2001).

2.9.1 Couche d'entrée CE

C'est 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 changements.

2.9.2 Couche cachée CC

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.

2.9.3 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.

2.9.4 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 :

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

2.9.4.1 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 RN 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 suivantes (Lions et al., 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

$$E_r = \sum_{k=1}^N e_k = \sum_{k=1}^N l(f_k - y_k) \quad (5)$$

Où :

E_r : 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 ;

$$\Delta W_{ij} = \alpha''(x_i(t)) \quad (6)$$

α'' : est le taux d'apprentissage

δw_i : est le taux de réadaptation partielle des poids, il est défini comme suit :

Pour les neurones de la couche de sortie :

$$\delta w_{is} = (y_{di} - y_i) \quad (7)$$

Pour les neurones des autres couches :

$$\delta w_i = \sum_{i=1, j=1}^N \delta w_{si} w_{ij} \quad (8)$$

6. Mise à jour de tous les poids

$$(t + 1) = (t) + \alpha'' \Delta (t). \quad (9)$$

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

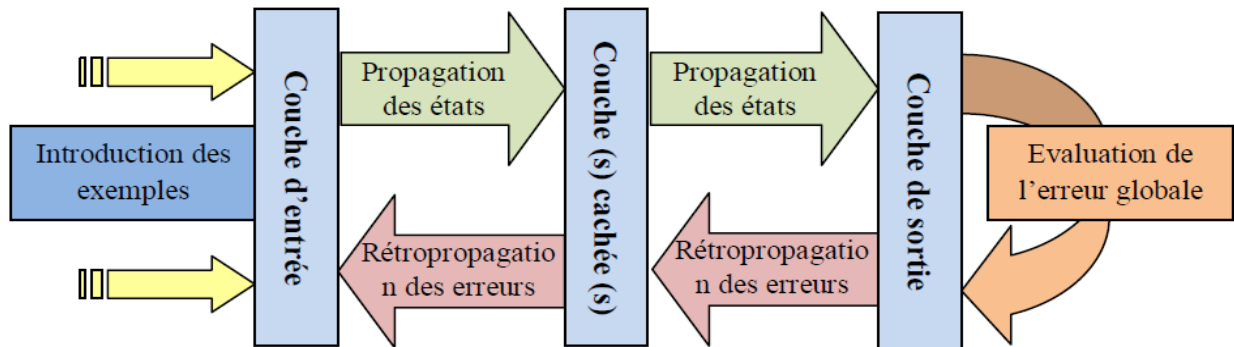


Figure 43: Apprentissage des réseaux de neurone par l'algorithme de rétropropagation

2.9.4.2 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 $\eta k-1$ est grand, on reconnaît la méthode du gradient (dans ce cas la valeur du pas est donnée par $1/\eta k-1$) et si $\eta k-1$ 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 et al., 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 :

$$\zeta_n(\vec{w}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w}) \quad (10)$$

2. Calculer la matrice jacobienne $J_n(\vec{w})$;
3. Mettre à jour les poids :

$$\vec{w}_{n+1} = \vec{w}_n - (J_n^T(\vec{w}_n)J_n(\vec{w}_n) + \mu_n I)J_n^T(\vec{w}_n)\zeta_n(\vec{w}_n) \quad (11)$$

4. Calculer :

$$\zeta_n(\vec{w}_{n+1}) = \sum_{k=1}^N e_k^{(n)}(\vec{w}_{n+1}) \quad (12)$$

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

Si $\zeta_n(\vec{w}_{n+1}) > \zeta_n(\vec{w}_n)$ alors, $\mu_{n+1} = \mu_{n+1} - v$ 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.

2.10 Conception d'un réseau de neurones

La Figure 44 présente l'organigramme de conception d'un réseau de neurones :

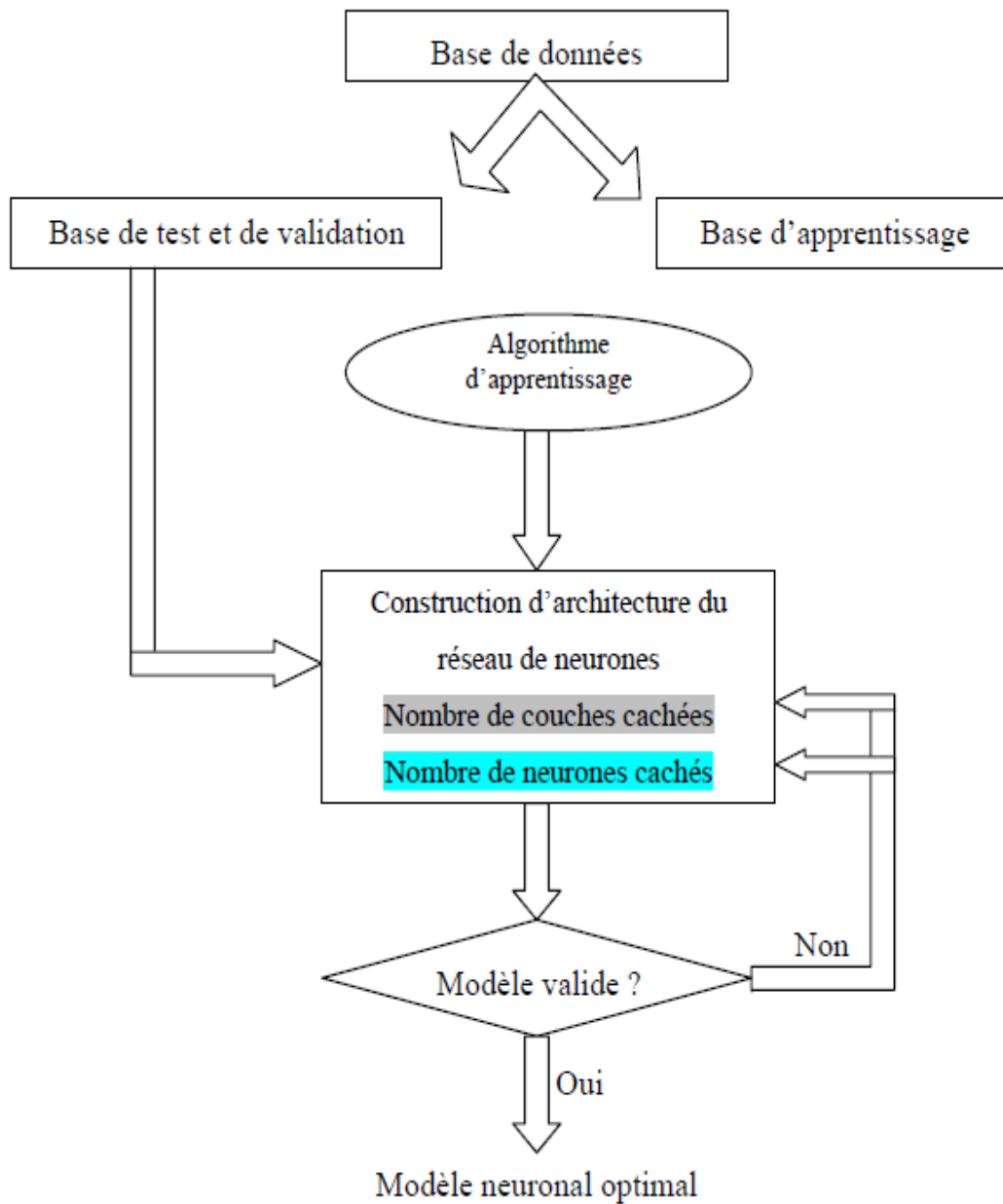


Figure 44: Organigramme de conception d'un réseau de neurones.

2.11 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 différentes 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 obtenu 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 combinés 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'orchidées et ont utilisé pour l'optimisation les RNA ainsi que le modèle de la surface de réponse. (Sodeifian et al., 2016) Ont également utilisés 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 se faire ils ont utilisé un modèle à trois couches avec trois paramètres d'entrés et cinq neurones cachés.

Tableau 7: les différentes données et paramètres utilisés pour la prédiction du rendement en huiles essentielles des différentes plantes.

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	Pco ₂ , Tco ₂ , dpar, w/w, t	5	R=0.9698 MSE=3.9*10 ⁻⁶
(Mitra et al., 2011)	Cuscutes	Extraction par CO ₂ supercritique	T, P, text	5	R=0.99 MSE=0.000095
(Shokri et al., 2011)	Anis	Extraction par CO ₂ supercritique	P, Q, text	15	R=0.9990 MSE=0.0377
(Khajeh et al., 2012)	Diplotemia cachrydifolia	Extraction par CO ₂ supercritique	P, T, V, text	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, text	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

2.12 Conclusion

Après avoir présenté les RNA et les différents types de réseaux de neurones et la comparaison entre eux, notre choix s'est porté sur le réseau de neurone de type « PMC » qui correspond bien aux critères et aux objectifs de notre étude.

Partie 2 : Modélisation et Simulation

Chapitre 1 : Elaboration des réseaux de neurones artificiels

1.1 Organisation de la base de données

L'élaboration d'un réseau de neurones artificiels nécessite l'utilisation d'une base de données qui permettra au réseau de calculer les poids synaptiques et donc de pouvoir s'adapter et calculer les sorties pour des valeurs d'entrées différentes de celles présentes dans la base de données initiale.

La base de données utilisée a été construite à partir de travaux antérieures de (Bali et al., 2015) et (Belbessai et al., 2016) ainsi que par la doctorante Ait Amer Meziane (travaux en cours).

La base de données contient plus d'une centaine de cinétiques obtenues par différentes méthodes d'extractions.

Les paramètres d'entrée utilisés sont les suivants : la méthode d'extraction, la masse de matière végétale, le temps, la puissance des équipements utilisés (pour optimiser le débit de vapeur), ainsi que la famille de plante à laquelle appartient la matière végétale, le type de dépôt de l'huile essentielle (localisation de l'huile essentielle) et l'allure de la courbe (sigmoïde ou exponentielle).

L'indexation de l'ensemble des paramètres à savoir le procédé d'extraction, la famille botanique, le type de dépôt, etc... conduirait à une sur-indexation du réseau de neurones artificiel et un très grand nombre de neurones d'entrée.

Sur la base des travaux antérieurs à la modélisation des cinétiques d'extraction d'huiles essentielles par réseaux de neurones artificiels, il a été constaté que lors de l'utilisation des rendements trop élevés ou trop faibles, il y avait un manque de concordance entre les résultats expérimentaux et simulés (Baba Ahmed., 2018), afin de palier à ce problème et tel que recommandé, le paramètre de sortie que nous avons utilisé est le rendement « q » divisé par le rendement maximal « q_{∞} » (q/q_{∞}), grâce à cette approche nous avons normalisé les sorties du réseau et réduit l'intervalle de ses valeurs entre 0 et 1 ce qui améliore considérablement la précision et la performance de notre réseau.

1.2 Calcul du rendement maximal q_{∞}

D'après les travaux de (Koul et al., 2004) un modèle analytique a été établi, qui repose sur les hypothèses suivantes :

- L'huile essentielle est un pseudo-composé unique qui possède les mêmes propriétés le long du procédé.
- La matière végétale est uniforme en taille, forme, et teneur en huile.
- Le mélange eau en ébullition et particules de matières végétales sont simulés comme un lit fluidisé.
- La résistance au transfert de matière dans la phase liquide est supposée négligeable, ce qui conduirait à un équilibre liquide vapeur instantané.

La simulation de la cinétique d'extraction suivrait donc une loi exponentielle de 1^{er} ordre de la forme :

$$q(\%) = a * (1 - \exp(-b * t)) \quad (13)$$

où **b** est une constante de temps qui ne nous intéresse pas beaucoup dans ce travail, tandis que **a** est équivalente au rendement quand t tend vers l'infinie, nous pouvons donc assimiler **a** à Q_{∞} .

Le calcul de q_{∞} par le modèle analytique exponentiel de premier ordre avec une seule constante de temps n'a pas toujours donné des résultats satisfaisants, selon les travaux de (Benyoussef et al, 2013), ce modèle devrait être utilisé avec précaution pour les huiles essentielles qui subissent des variations de composition durant l'extraction, et qu'un modèle analytique avec deux constantes de temps, considérant 2 diffusions différentes pourrait s'avérer plus précis, les travaux de (Benyoussef et al., 2002) (qui considèrent que ces deux constantes sont dues aux solutés liés et ceux libres dans la matière végétale) et (Sovova et al., 2006) (qui ont considéré que la double cinétique est due aux cellules cassées et libres dans la matière végétale), nous ont amené à utiliser le modèle suivant pour certaines cinétiques :

$$q(\%) = a * (1 - \exp(-b * t) - \exp(-c * t)) \quad (14)$$

Nous avons déterminé la quantité q_{∞} exprimé par le paramètre **a** de ces équations.

Le calcul de Q_{∞} a été fait par la fonction « curve-fitting » dans le logiciel « Matlab 2016 » avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

Les Figures 45 et 46 représentent un exemple de l'utilisation du logiciel pour le calcul du q_{∞} avec le premier modèle analytique pour une loi exponentielle de 1^{er} ordre pour l'entraînement à la vapeur d'eau de la lavande (Farhat et al., 2009).

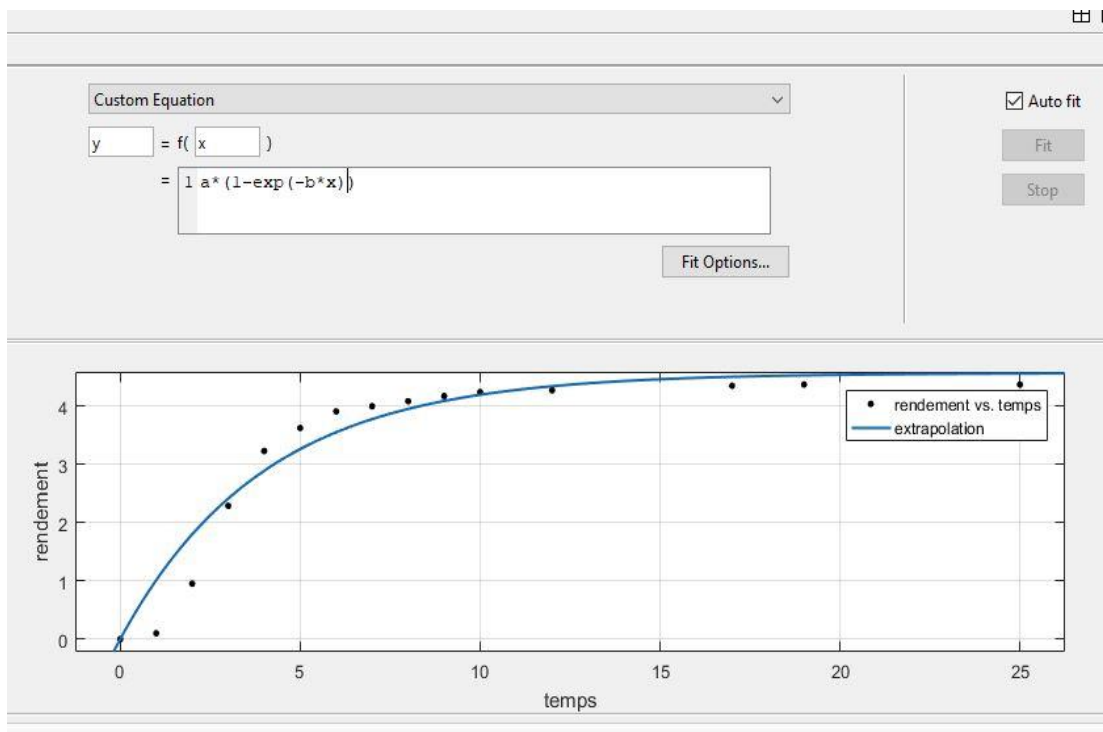


Figure 45 : Extrapolation de la cinétique d'extraction selon la forme exponentielle donnée.

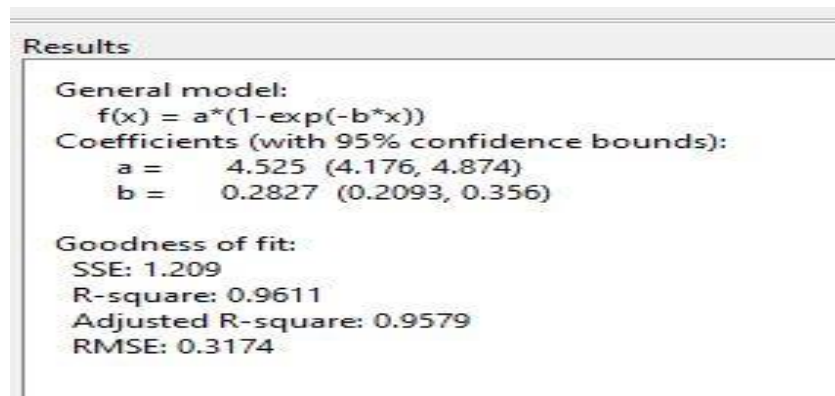


Figure 46: Résultats de l'extrapolation pour l'exemple donnée

On procède de la même manière pour l'utilisation du deuxième modèle analytique avec l'ajout du deuxième terme d'exponentielle.

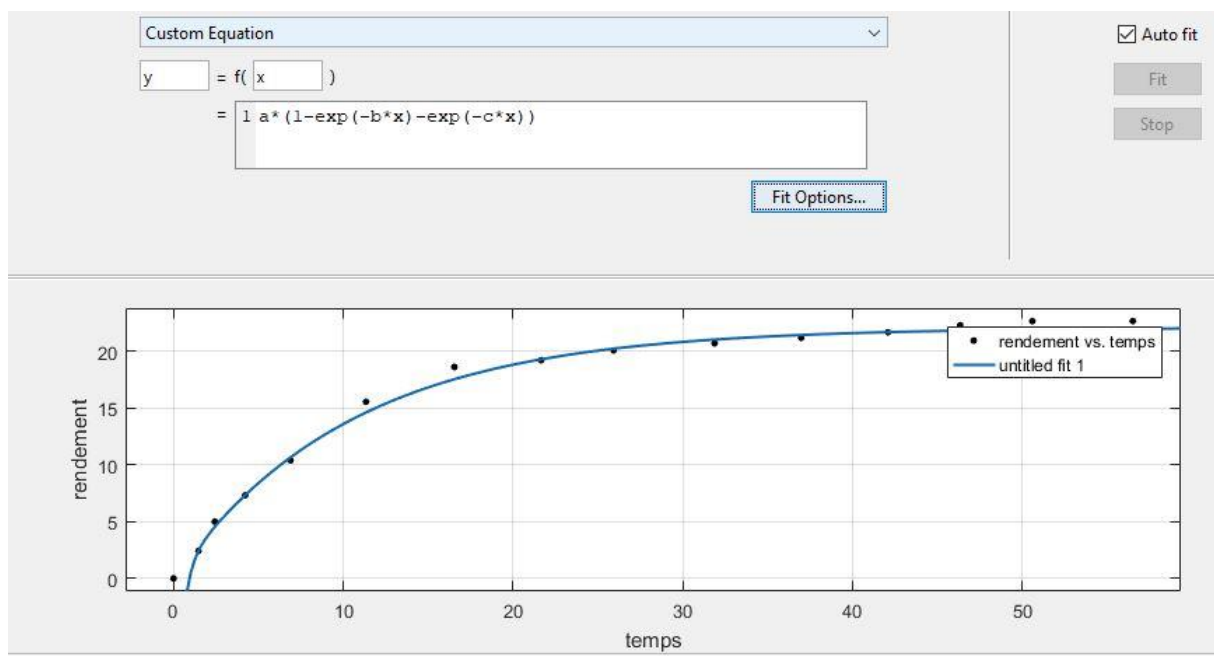


Figure 47: Extrapolation de la cinétique d'extraction selon la deuxième forme d'exponentielle donnée.

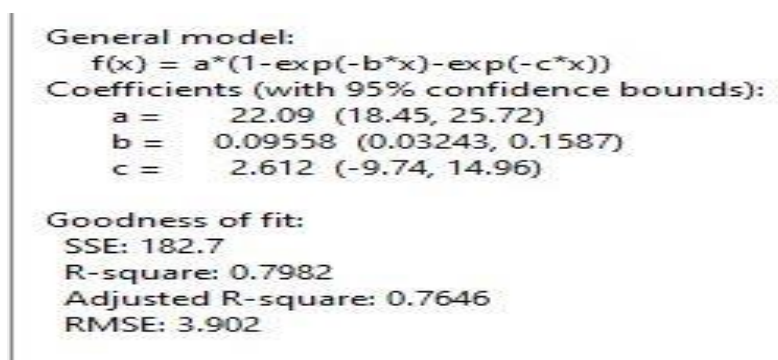


Figure 48: Résultats de l'extrapolation pour le deuxième modèle

1.3 Les Matières végétales utilisées dans tous les travaux

Le tableau ci-dessous résume toutes les Matières végétales utilisées dans tous les travaux (travail de la doctorante Ait Amer Meziane (travaux en cours) ainsi que d'autres cinétiques ajoutées)

Tableau 8: Matières végétales et familles de plantes citées dans les travaux

Méthode d'extraction (nombre de cinétiques)	Matière végétale	Famille de plante	Type de dépôt	Publications
HD (43)	<i>Juniperus communis</i>	cupressacées	endogène	Milojovic et al.,2008
	<i>Cymbopogon flexuosus</i>	poacées	endogène	Desai et al.,2014
	<i>Thymus vulgaris</i>	lamiacées	exogène	Lucchesi et al., 2004
	<i>Thymus vulgaris</i>	apiacées	endogène	Al-Hilphy et al., 2015
	<i>Cumin cuminum</i>			
	<i>Pimpinella Anisum</i>			
	<i>Curium Carvi</i>			
	<i>Rosemarinus officinalis</i>	lamiacées	endogène	Bousbia et al., 2009 ^a
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Bousbia et al., 2009b
	<i>Cymbopogon flexuosus</i>	poacées	endogène	Desai et al., 2015
	<i>Rosemarinus officinalis</i>	rutacées	endogène	Filly et al., 2014
	<i>Foeniculum vulgare</i>	apiacées	endogène	Kapas et al., 2011
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Ferhat et al., 2006
	<i>Citrus limon</i>	rutacées	endogène	Ferhat et al., 2007
	<i>Mentha pipereta</i>	lamiacées	exogène	Gahavian et al., 2015
	<i>Lavandula hybrida</i>	lamiacées	exogène	Filly et al., 2016
	<i>Pogostemon cablin</i>	lamiacées	exogène	Kusuma et al., 2017 ^a
	<i>Foeniculum vulgare</i>	apiacées	endogène	Benmoussa et al., 2016
	<i>Magnolia sieboldii</i>	magnoliacées	endogène	Chen et al., 2015
	<i>Genus origanum</i>	lamiacées	exogène	Bayramoglu et al., 2008
	<i>Rosemarinus officinalis</i>	lamiacées	exogène	Liu et al., 2011
	<i>Cymbopogon citratus</i>	rutacées	endogène	Silou et al., 2004
	<i>Carum Carvi L.</i>	apiacées	endogène	Farhat et al., 2010
	<i>Juniperus communis L.</i>	cupressacées	endogène	Pavicevic et al., 2016
	<i>Prango ferulacea L.</i>	apiacées	endogène	Damyeh et al., 2015
	<i>Juniperus communis L.</i>	cupressacées	endogène	Milojevic et al., 2008
	<i>Mentha pulegium L.</i>	lamiacées	exogène	Vian et al.,2008
	<i>Pogostemon cabli</i>	lamiacées	exogène	Kusuma et al., 2017b
	<i>Citrus lemon L.</i>	rutacées	endogène	Golmakani et al., 2015
	<i>Thymus vulgaris L.</i>	lamiacées	exogène	Golmakani et al., 2008
	<i>Lavandula intermedia</i>	lamiacées	exogène	Périno-Issartier et al., 2013
	<i>Satureja hortensis</i>	lamiacées	exogène	Rezvanpanah et al., 2008
<i>Satureja montana</i>				
<i>Citrus sinensis Valencia</i>	rutacées	endogène	Franco-Vega et al., 2016	

MAHD (38)	<i>Pimpinella Anisum</i>	apiacées	endogène	Al-Hilphy et al., 2015
	<i>Curium Carvi</i>			
	<i>Foeniculum Vulgare</i>			
	<i>Pogostemon cablin</i>	lamiacées	exogène	Kusuma et al., 2017 ^b
	<i>Citrus sinensis L.</i>	rutacées	endogène	Ferhat et al., 2006
	<i>Rosemarinus officinalis</i>	lamiacées	exogène	Liu et al., 2011
	<i>Pogostemon cablin</i>	lamiacées	exogène	Kusuma et al., 2016 ^a
	<i>Thymus vulgaris L.</i>	lamiacées	exogène	Golmakani et al., 2008
	<i>Citrus lemon L.</i>	rutacées	endogène	Golmakani et al., 2015
	<i>Cymbopogon flexuosus</i>	poacées	endogène	Desai et al., 2015
	<i>Nigella Sativa</i>	renonculacées	endogène	Benkaci et al., 2006
	<i>Foeniculum vulgare Mill.</i>	apiacées	endogène	Kapas et al., 2011
	<i>Juniperus communis L.</i>	cupressacées	endogène	Markovic et al.,2018
	<i>Citrus limon</i>	rutacées	endogène	Ferhat et al., 2007
	<i>Juniperus communis L.</i>	cupressacées	endogène	Pavicevic et al., 2016
	<i>Pogostemon cablin</i>	lamiacées	exogène	Kusuma et al., 2017 ^a
<i>Mentha pipereta</i>	lamiacées	exogène	Gahavian et al., 2015	
SFME (23)	<i>Origanum vulgare</i>	lamiacées	exogène	Bayramoglu et al., 2008
	<i>Rosemarinus officinalis</i>	rutacées	endogène	Filly et al., 2014
	<i>Citrus auranticum</i>	rutacées	endogène	Kusuma et al., 2016 ^b
	<i>Nigella Sativa</i>	renonculacées	endogène	Benkaci et al., 2006
	<i>Lavandula hybribia</i>	lamiacées	exogène	Filly et al., 2016
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Razzaghi et al., 2018
	<i>Thymus vulgaris</i>	lamiacées	exogène	Lucchesi et al., 2004
	<i>Ocimum basilicum</i>	lamiacées	exogène	Chenni et al., 2016
	<i>Pogostemon cablin</i>	lamiacées	exogène	Kusuma et al., 2017 ^b
<i>Foeniculum vulgare</i>	apiacées	endogène	Benmoussa et al., 2016	
MHG (11)	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Boukroufa et al., 2015
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Bousbia et al., 2009b
	<i>Lavandula intermedia</i>	lamiacées	exogène	Périno-Issartier et al. 2013
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Razzaghi et al., 2018
	<i>Mentha pulegium L.</i>	lamiacées	exogène	Vian et al.,2008
	<i>Carum carvi L</i>	apiacées	endogène	Farhat et al., 2010
MSD (10)	<i>Vandula angustifolia</i>	lamiacées	exogène	Chemati et al., 2006
	<i>Lavandula hybribia</i>	lamiacées	exogène	Filly et al.,2016
	<i>Lavandula intermedia</i>	lamiacées	exogène	Périno-Issartier et al., 2013
	<i>Origanum glandulosum</i>	lamiacées	exogène	Sahraoui et al.,2017
	<i>Lavandula angustifolia</i>	lamiacées	exogène	Sahraoui et al.,2008
	<i>Citrus sinensis L.</i>	rutacées	endogène	Sahraoui et al.,2011
	<i>Lavandula. angustifolia Mill.</i>	lamiacées	exogène	Farhat et al.,2009
MSDf (6)	<i>Lavandula. angustifolia Mill.</i>	lamiacées	exogène	Farhat et al., 2009

	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Farhat et al. ,2011
Sdf (2)	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Razzaghi et al.,2018
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Farhat et al., 2011
SD (5)	<i>Lavandula angustifolia</i>	lamiacées	exogène	Chemat et al.,2006
	<i>Lavandula angustifolia</i>	lamiacées	exogène	Sahraoui et al.,2008
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Razzaghi et al., 2018
	<i>Lavandula intermedia</i>	lamiacées	exogène	Périno-Issartier et al., 2013
	<i>Lavandula angustifolia</i>	lamiacées	exogène	Farhat et al.,2009
	<i>Citrus sinensis</i>	rutacées	endogène	Farhat et al., 2011
Totale : 138 cinétiques d'extraction				

Avec :

HD: hydrodistillation ; SD: entrainement à la vapeur d'eau; Sdf: hydrodiffusion;

MAHD: extraction par hydrodistillation assisté par micro-ondes; SFME: extraction sans solvant assistée par micro-ondes ; MSD: entrainement à la vapeur d'eau assisté par micro-ondes ; MSDf: hydrodiffusion assisté par micro-ondes ; MHG: hydrodiffusion assisté par micro-ondes et gravité.

1.4 Elaboration du réseau de neurones et simulation

La construction des réseaux de neurones a été faite avec le logiciel « Matlab 2016 » en utilisant la fonction « nntool » qui fournit une fenêtre de calcul de réseau de neurones de type PMC avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt et la fonction « tansig » (tangente sigmoïde) comme fonction d'activation, nous avons travaillé avec 1000 itérations pour les calculs.

Pour chaque base de données utilisée, nous avons créé des réseaux avec une seule couche cachée et varier le nombre de neurones dans cette dernière jusqu'à l'obtention des résultats satisfaisants.

Les performances des réseaux de neurones seront analysées selon la MSE (Mean Square Error) dite l'erreur quadratique moyenne et le coefficient de corrélation R^2 :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - Y_i)^2}{N} \quad (15)$$

N : Nombre de valeurs ;

y_i : Valeur expérimentale ;

Y_i : Valeur simulée ;

1.4.1 Les différentes approches considérées pour la construction des réseaux de neurones :

1.4.1.1 Le réseau de neurones RN1

Notre première approche pour la construction d'un réseau de neurones (RN1) consiste en l'utilisation des entrées suivantes : méthode d'extraction, masse de la matière végétale, débit de vapeur traduit par la puissance consommée et le temps d'extraction.

Les résultats sont les suivants :

Tableau 9: Résultats pour le réseau de neurones RN1

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,90399	0,02160
15	0,93878	0,01080
25	0,96067	0,00588
35	0,96232	0,00395
45	0,96950	0,00384
50	0,97284	0,00244
55	0,97421	0,00405
60	0,97913	0,00286
65	0,96839	0,00228
70	0,96508	0,00261

En essayant de balayer le plus grand intervalle possible de nombre de réseau de neurones, nous observons que le nombre de neurones pour une erreur quadratique moyenne optimale (0,00244) est 50 neurones cachés.

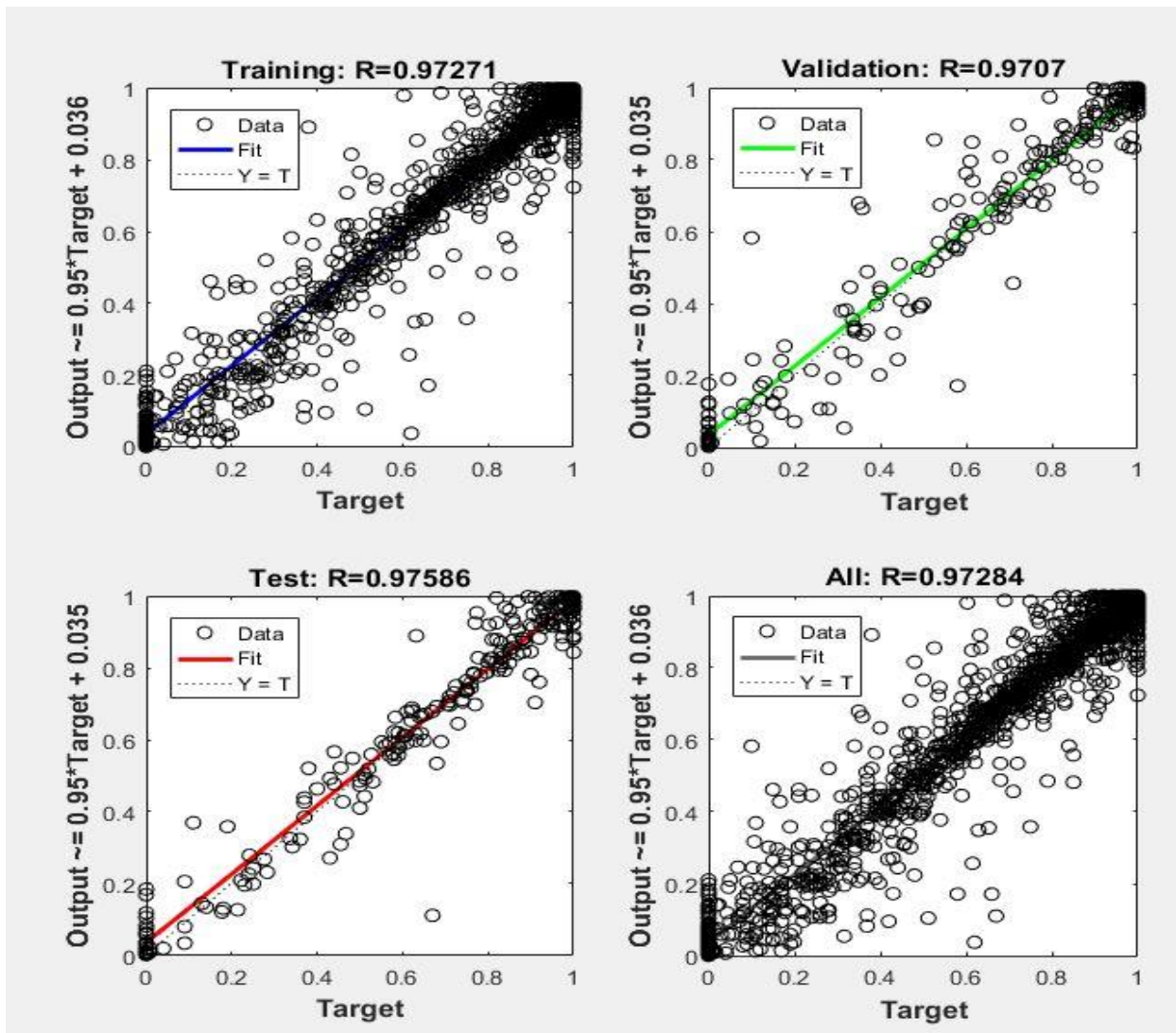


Figure 49: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 50 neurones cachés pour le réseau RN1

Les résultats montrent qu'une grande partie des points calculés par le réseau sont alignés avec ceux de la base des données, avec quelques exceptions dues au nombre élevées de données utilisées.

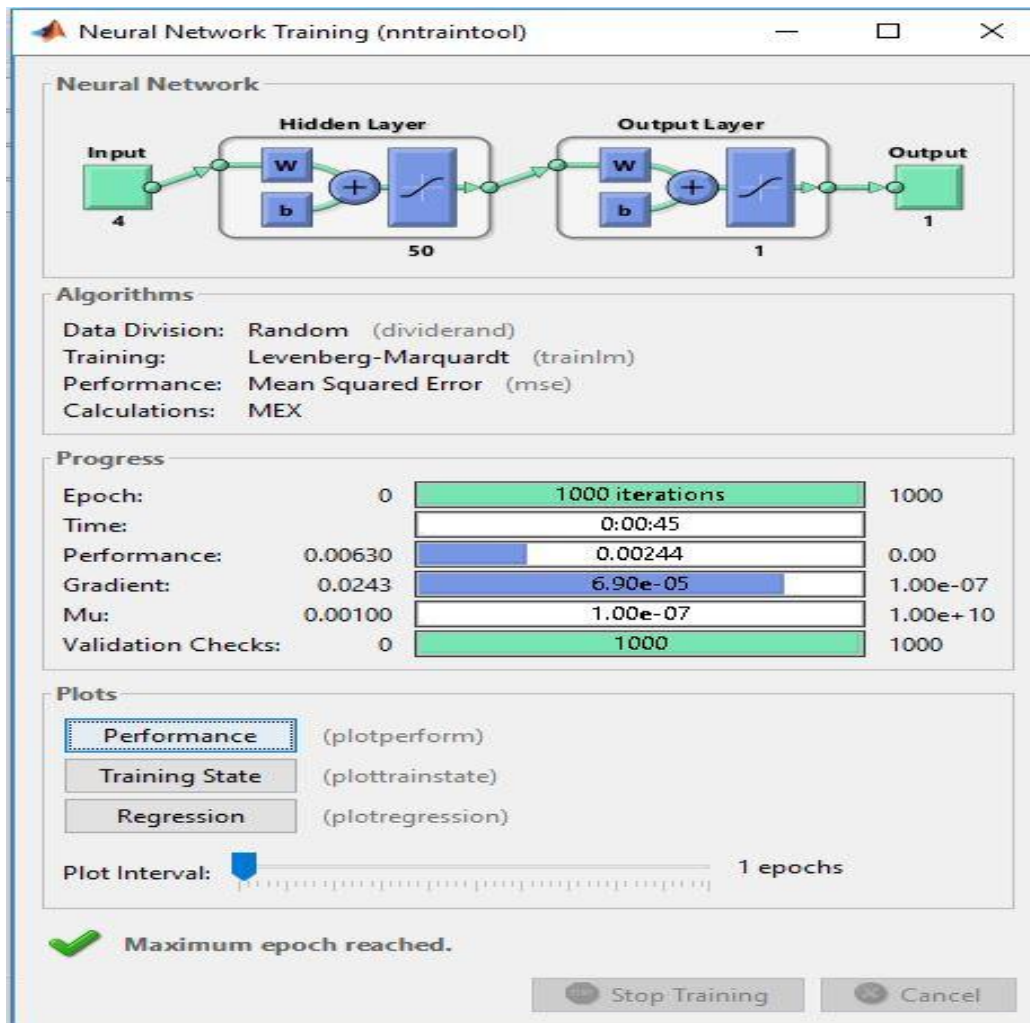


Figure 50: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 50 neurones cachés pour le réseau RN1

1.4.1.2 Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN1

Afin de mieux juger la validité du réseau de neurones construit, il est nécessaire de faire quelques essais de simulation et les comparer aux données expérimentales.

Nous allons donc utiliser les réseaux de neurones pour simuler les valeurs de q/q_{∞} et les comparer aux valeurs expérimentales de la base de données.

La simulation par réseau de neurones sur « Matlab 2016 » se fait sur la même fenêtre de calcul « nntool », sauf que nous avons généré des vecteurs de temps avec un intervalle de temps réduit, avec les mêmes paramètres d'entrées (masse, débit de vapeur traduit par la puissance consommée, temps et méthode d'extraction) pour la prédiction des valeurs de sorties.

Les figures suivantes présentent une comparaison par graphique des résultats obtenus avec ceux de l'expérience :

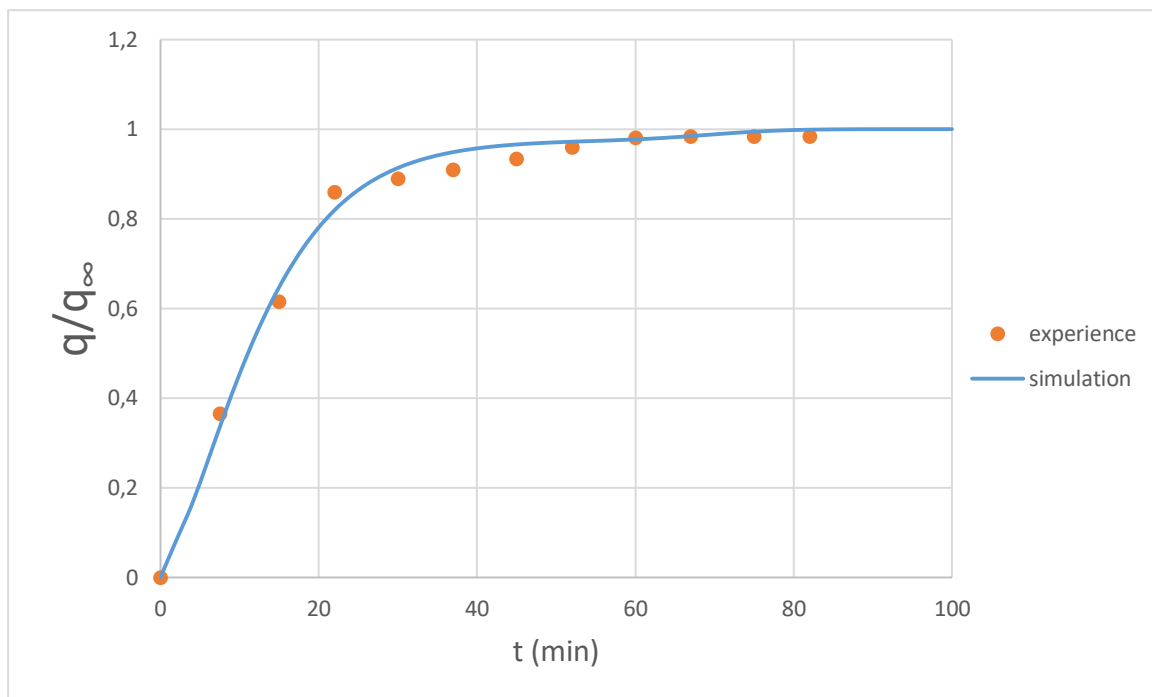


Figure 51: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN1

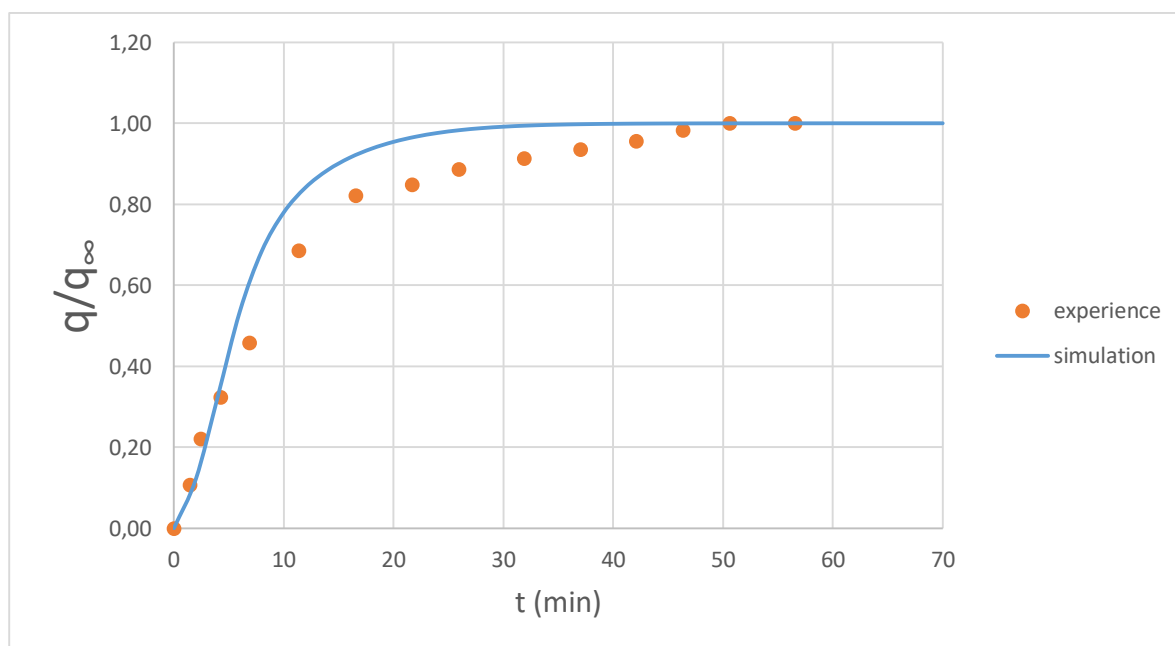


Figure 52: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN1

Nous observons que les résultats de la simulation sont adéquats aux points expérimentaux avec précision au début et en fin de l'extraction, cependant il y'a une certaine marge d'erreur au milieu de l'intervalle.

1.4.1.3 Le réseau de neurones RN2

Afin d'améliorer la précision du réseau de neurones, nous allons indexer un autre paramètre d'entrée qui est la famille de plante de chaque matière végétale utilisée pour chaque cinétique, car chaque famille de plante possède sa propre structure végétale où l'huile essentielle est stockée, l'extraction des huiles essentielles diffère donc d'une espèce à une autre, nous avons utilisé la même base que celle pour la construction de RN1 (138 cinétiques).

Les résultats du réseau de neurones (RN2) sont les suivants :

Tableau 10: Résultats pour le réseau de neurones RN2

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,91103	0,01920
15	0,95594	0,01020
25	0,97078	0,00397
35	0,97265	0,00312
45	0,96946	0,00239
55	0,97808	0,00240
60	0,97964	0,00197
65	0,97541	0,00154
70	0,95955	0,00259

Les résultats montrent que pour un nombre de neurones de 65, la MSE optimale trouvé (0,00154) est meilleure que celle du réseau RN1 (0,00244).

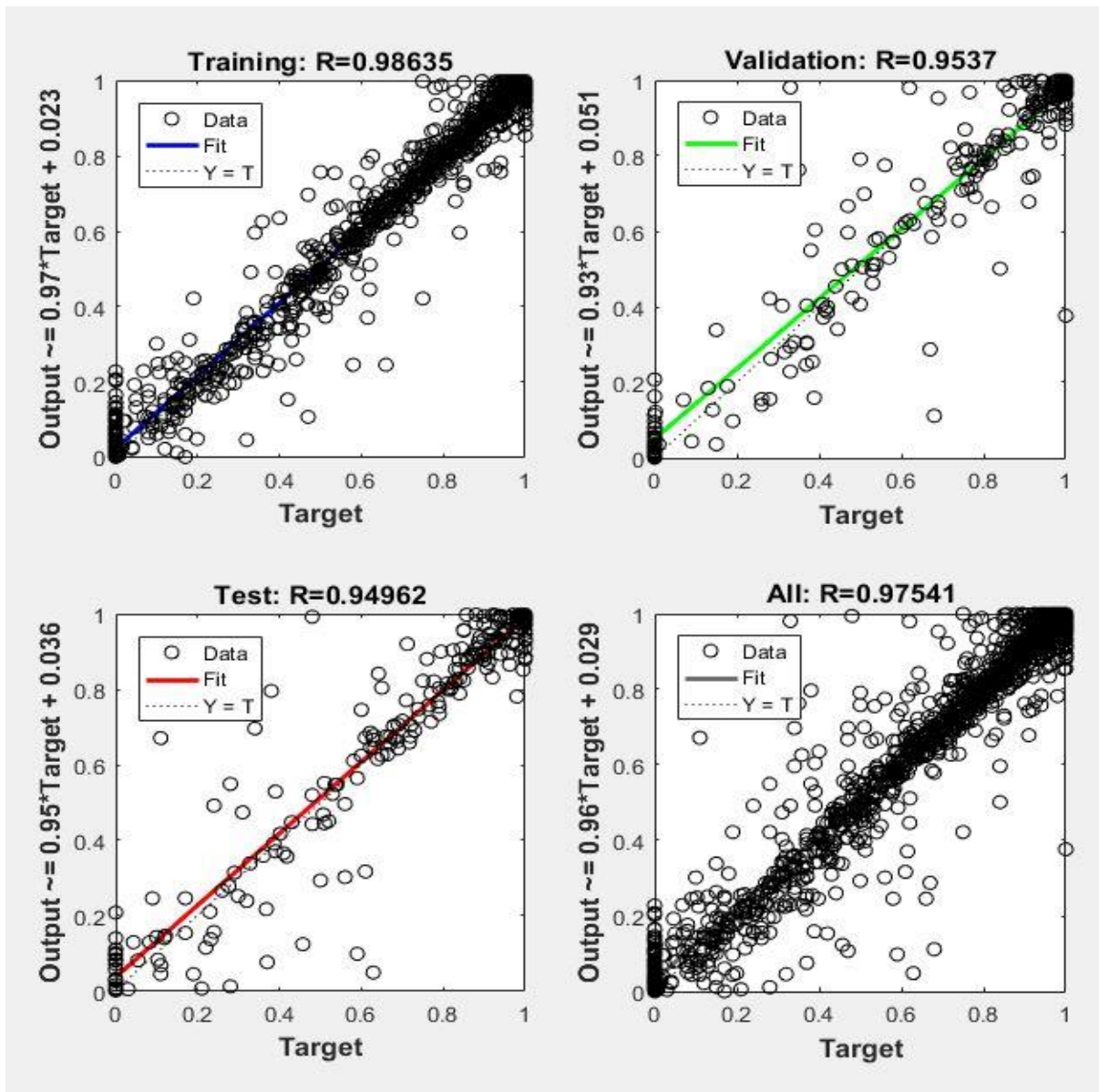


Figure 53: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 65 neurones cachés pour le réseau RN2

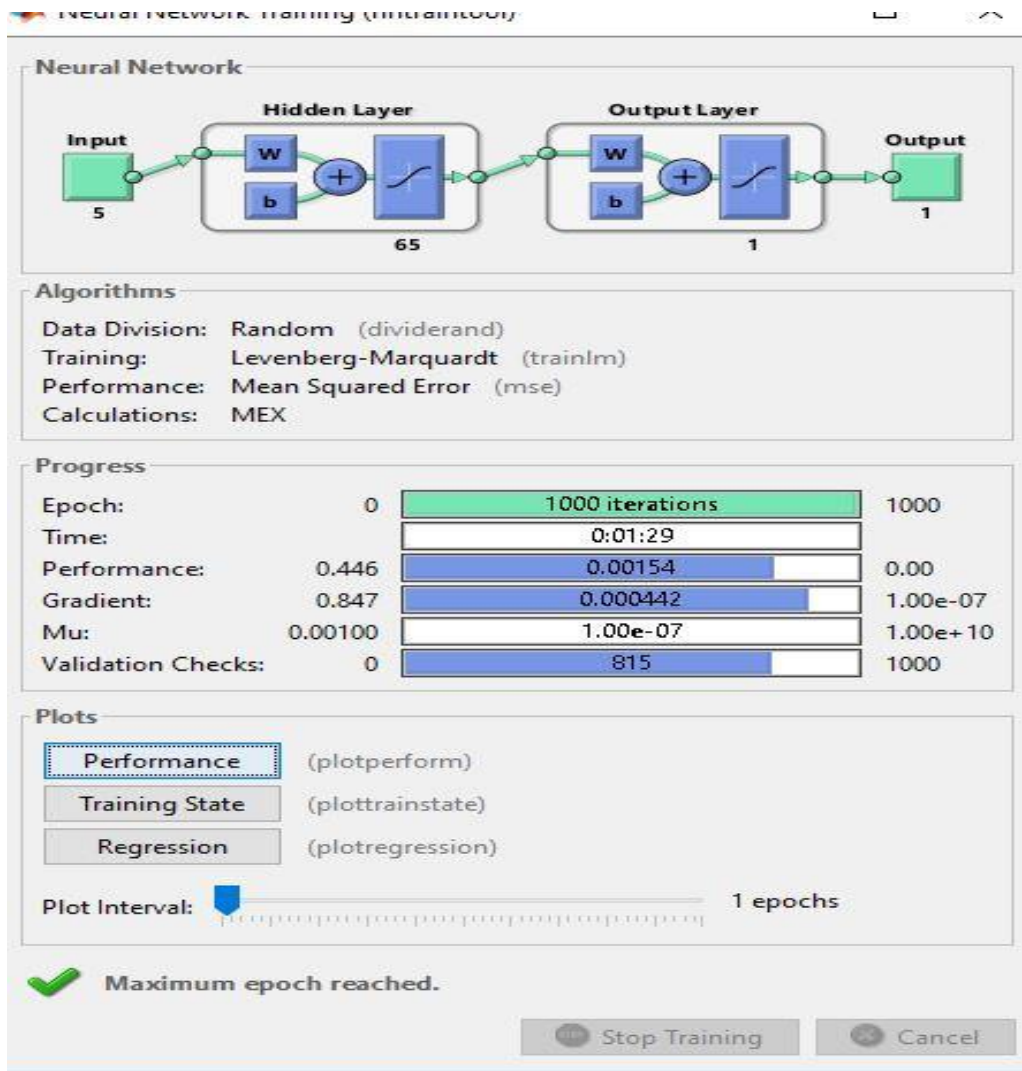


Figure 54: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 65 neurones cachés pour le réseau RN2

1.4.1.4 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN2

Les figures suivantes représentent les résultats de la simulation pour RN2

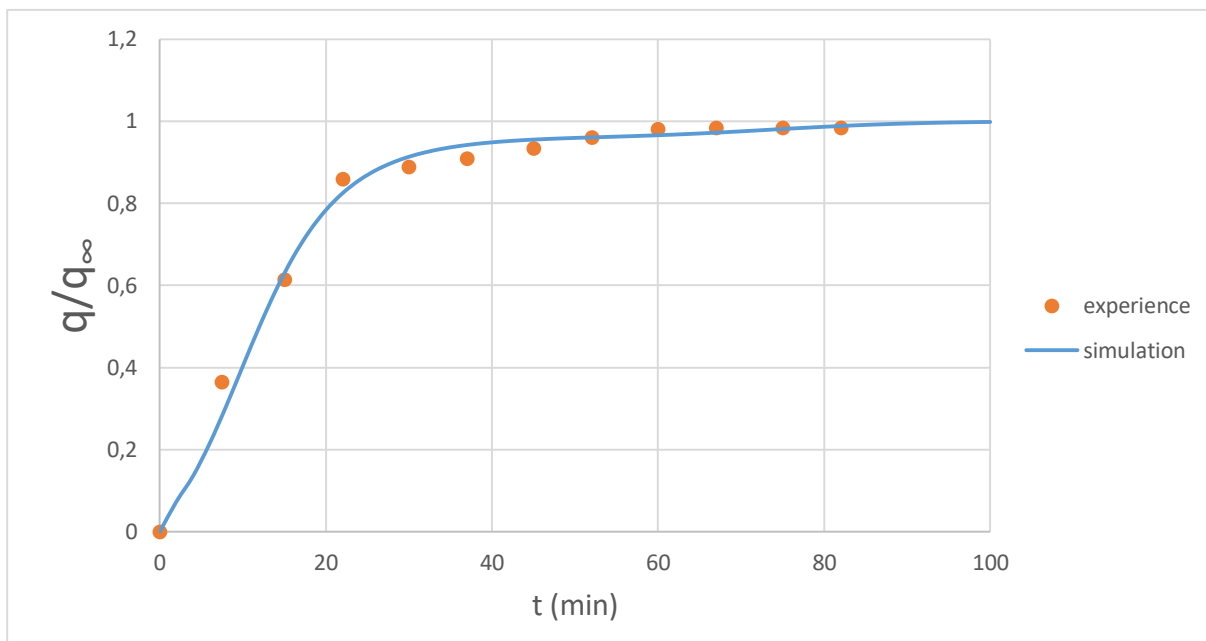


Figure 55: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN2

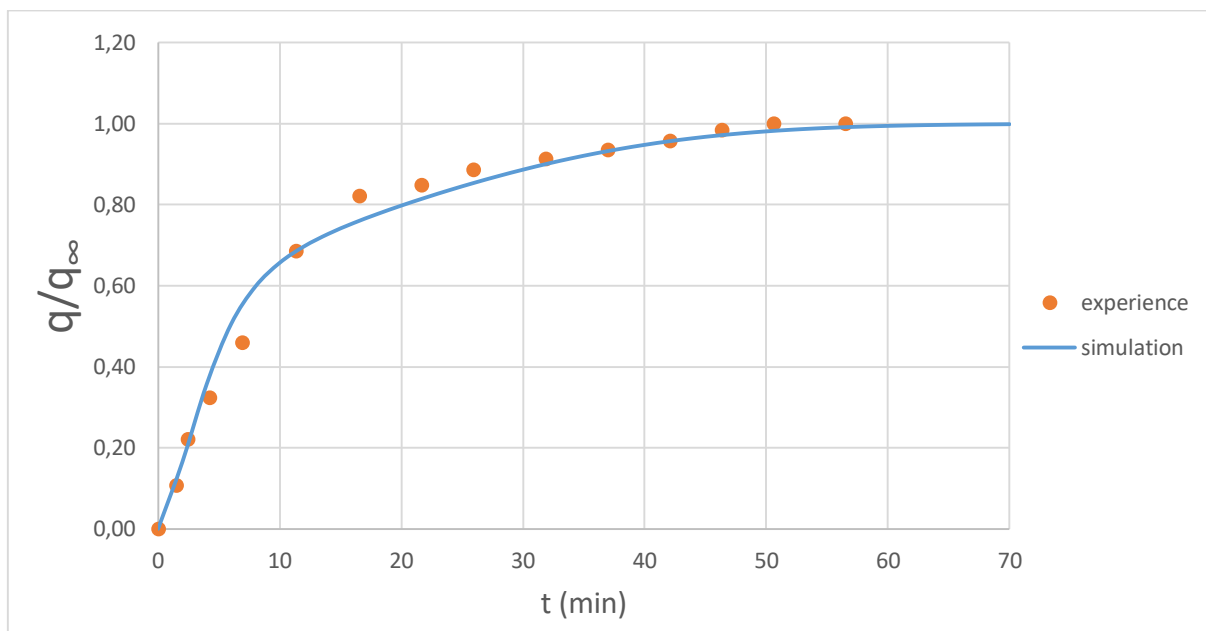


Figure 56 : Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN2

Les résultats montrent une légère amélioration sur la précision avec une meilleure superposition des points simulés sur les points expérimentaux.

1.4.1.5 Le réseau de neurones RN3

Une autre approche que nous avons considérée est de remplacer le paramètre « famille de plante » par le paramètre « allure de la courbe », car, bien que la plupart des courbes utilisées ont une forme « exponentielle » (117 cinétiques), tandis que certaines cinétiques présentent une forme « sigmoïdale » (21 cinétiques), l'indexation de ce paramètre devrait apporter plus de précision dans les allures des cinétiques simulées.

Les résultats du réseau de neurones (RN 3) sont les suivants :

Tableau 11: Résultats pour le réseau de neurones RN3

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,891187	0,02430
15	0,93809	0,01370
25	0,97489	0,00490
35	0,97402	0,00339
45	0,97736	0,00330
55	0,97262	0,00171
65	0,97819	0,00162
70	0,96268	0,00235

La valeur optimale de MSE est 0,00162 pour un nombre de neurones de 65, cette dernière est meilleure que celle du réseau RN1, mais reste moindre que celle du réseau RN2 en prenant en considérations la MSE et le R²

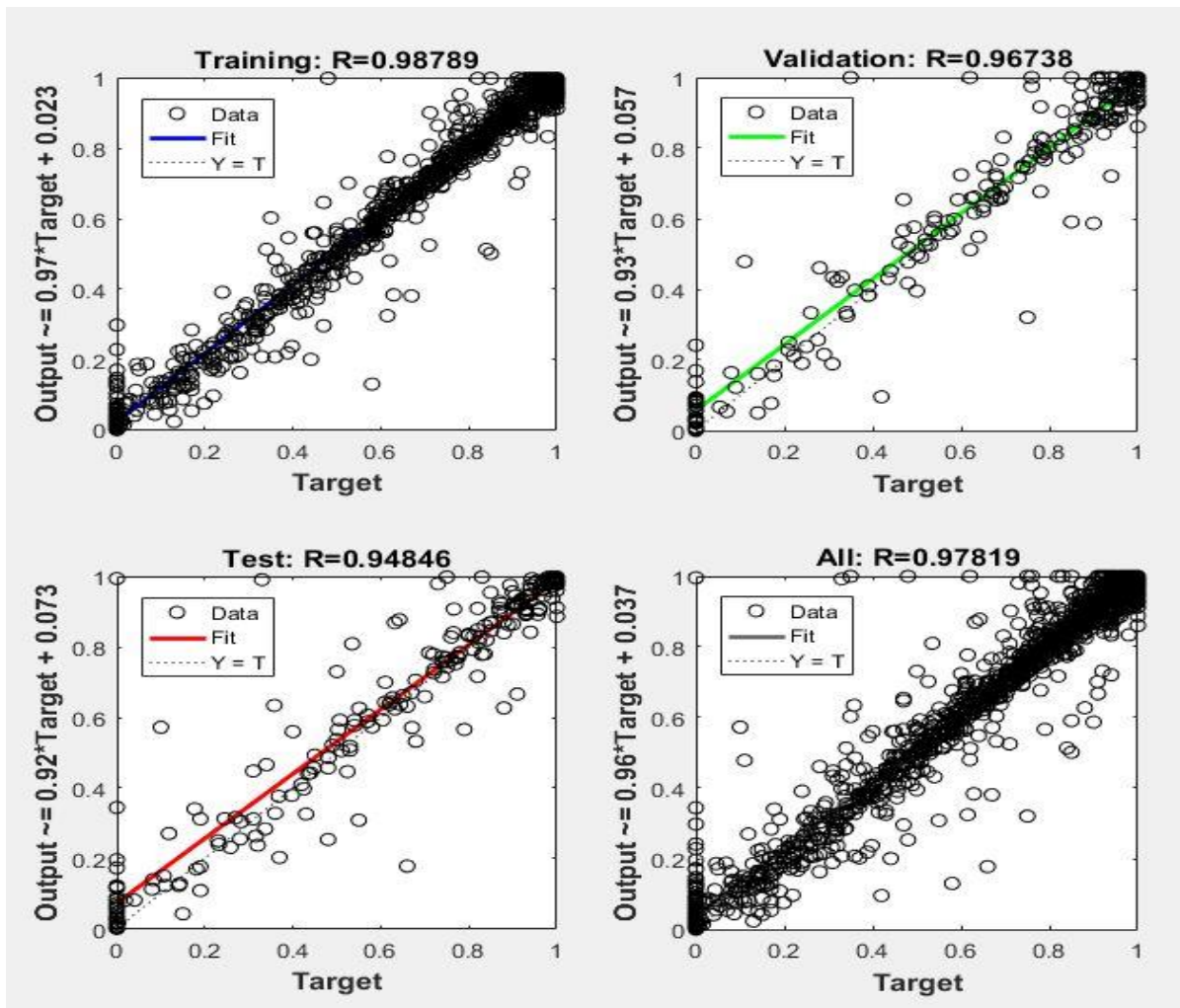


Figure 57: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 65 neurones cachés pour le réseau RN3

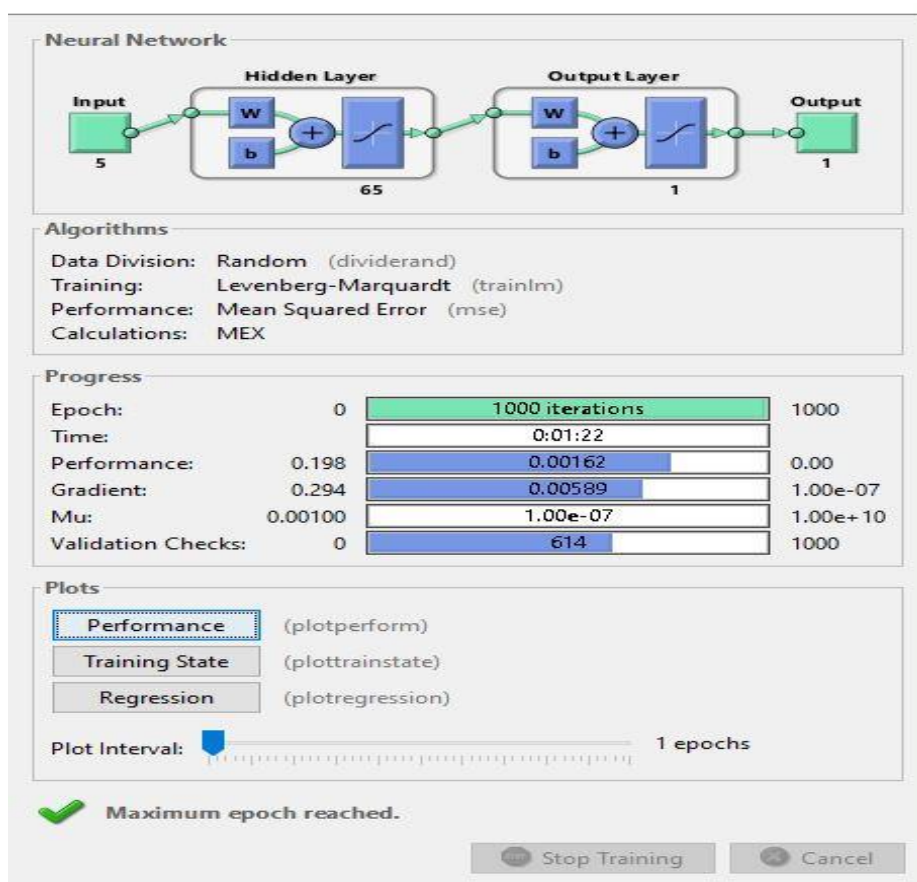


Figure 58: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 65 neurones cachés pour le réseau RN3

1.4.1.6 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN3

Les figures suivantes représentent les résultats de la simulation pour RN 3 :

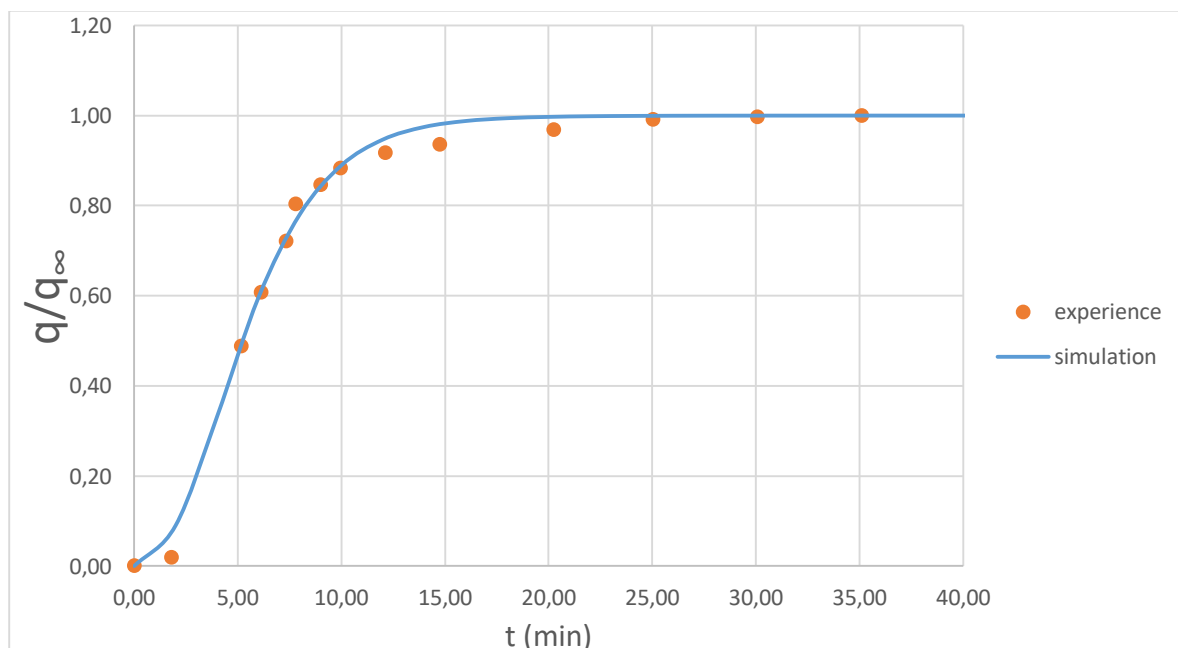


Figure 59 : Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN3

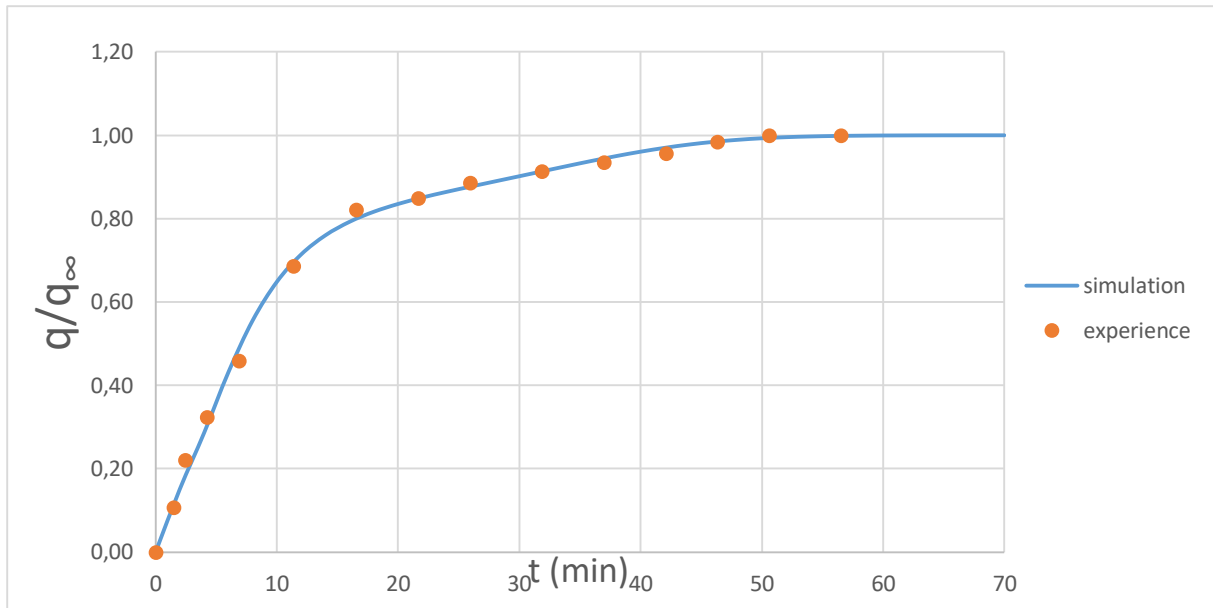


Figure 60: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN3

Cette approche a donné de bons résultats, que ce soit pour la simulation des cinétiques en forme exponentielle (Filly, et al, 2014) ou Sigmoidale (Liu et al, 2011).

1.4.1.7 Le réseau de neurones RN4

Une autre approche considéré avec les mêmes paramètres d'entrées de RN2 afin d'augmenter la précision est de diviser la base des données en deux classes :

- Classe 1 : contient les méthodes d'extraction conventionnelles : HD et SD et Sdf (50 cinétiques) ;
- Classe 2 : contient les méthodes d'extraction innovantes : MAHD et MSD et MSDf et SFME et MHG (88 cinétiques).

Le choix de cette division a été utilisé pour séparer les deux classes qui comptent des cinétiques différentes avec des plages de temps d'extraction différentes.

La « Classe 1 » sera utilisée pour créer le réseau RN4-1 et la « Classe 2 » sera utilisée pour créer le réseau RN4-2.

1.4.1.7.1 Le réseau de neurones RN4-1

Les résultats du réseau de neurones (RN 4-1) sont les suivants :

Tableau 12: Résultats pour le réseau de neurones RN4-1

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,91741	0,01650
15	0,97560	0,00450
25	0,97903	0,00230
35	0,97792	0,00133
45	0,97949	0,00230
55	0,97782	0,00188
60	0,98015	0,00263
65	0,97623	0,00276

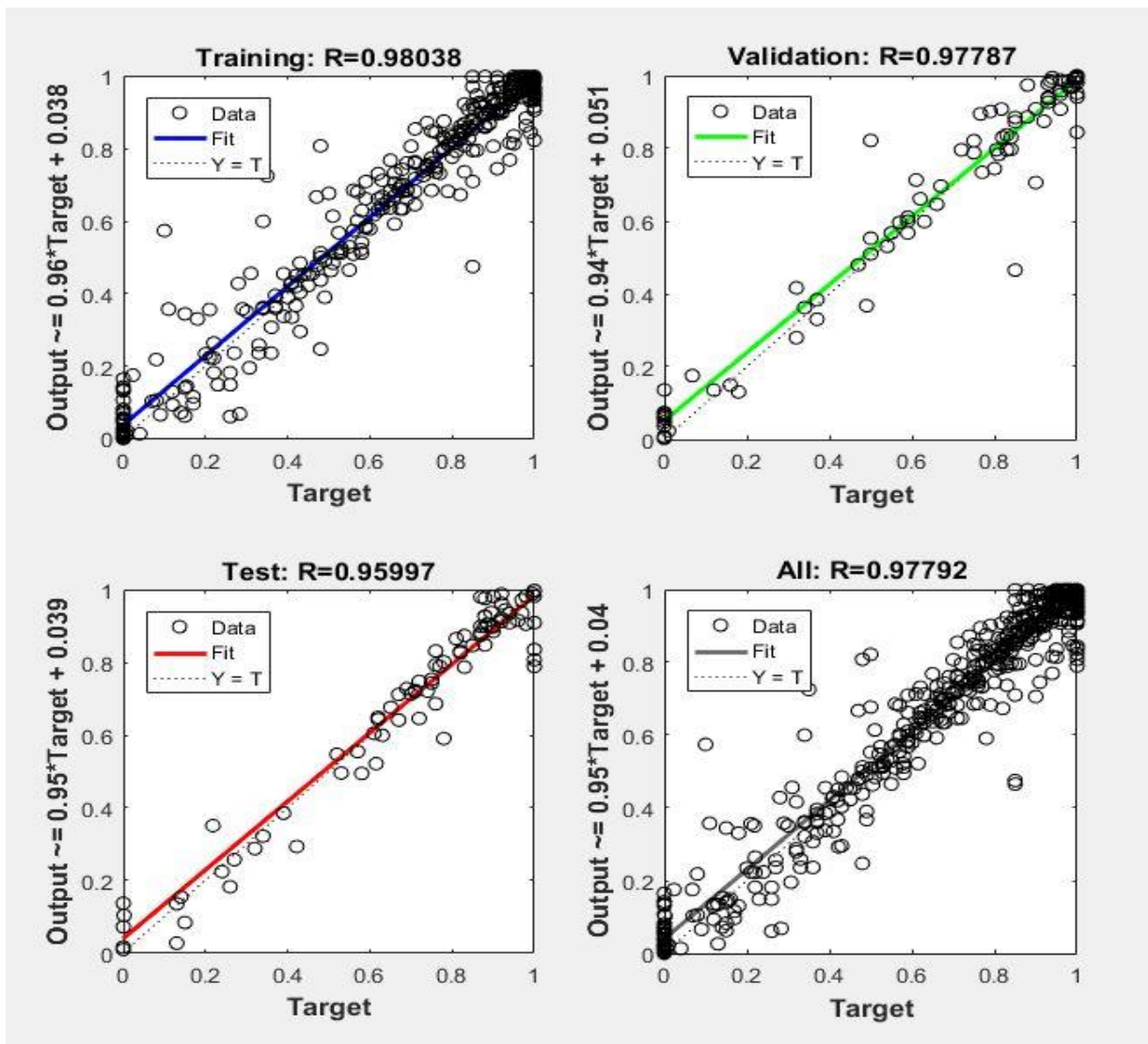


Figure 61: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 35 neurones cachés pour le réseau RN4-1

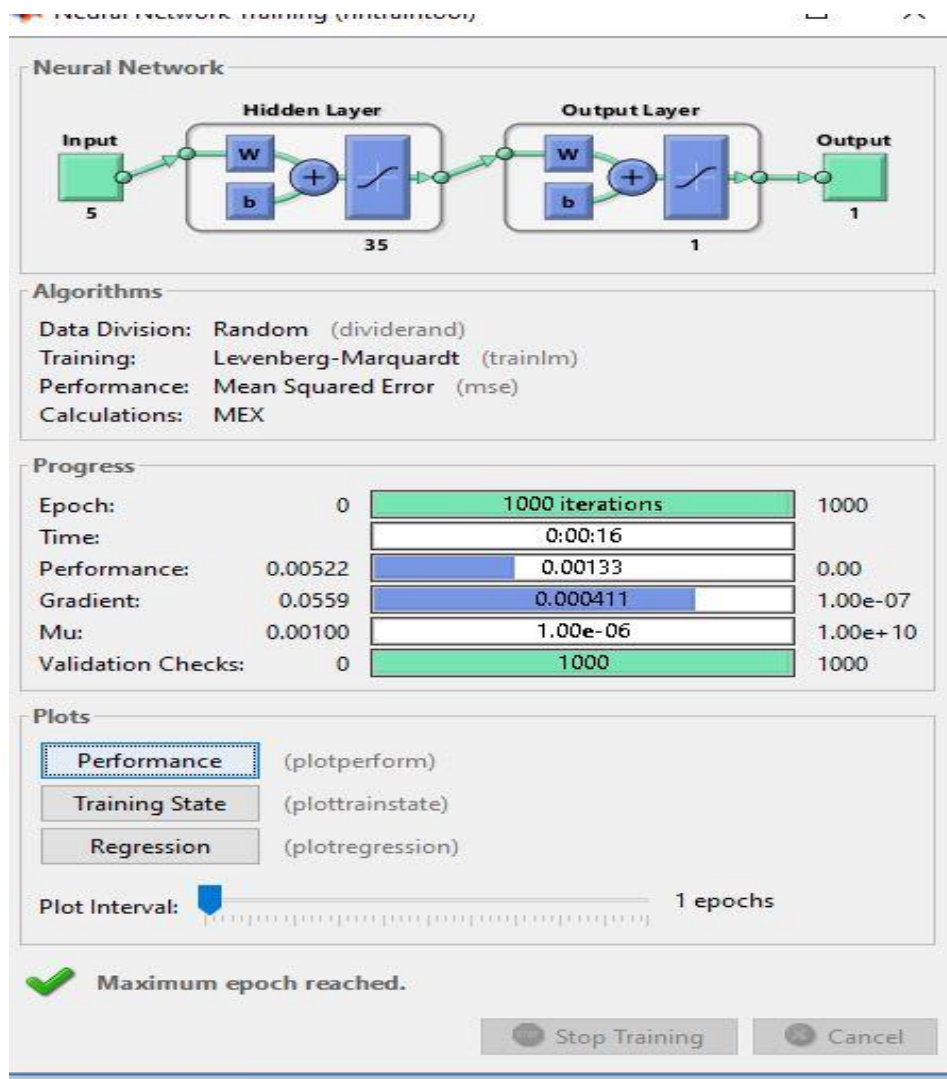


Figure 62: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 35 neurones cachés pour le réseau RN4-1

Nous remarquons que ce réseau donne une MSE plus petite (0,00133) que celles des réseaux précédents, et ceci est principalement dû au fait que nous avons diminué le nombre de données par rapport à ceux des bases précédentes, ce qui veut dire que le réseau gagne en précision mais perd de son aspect généralisé.

1.4.1.7.2 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN4-1

Les résultats de la simulation RN4-1 sont les suivants :

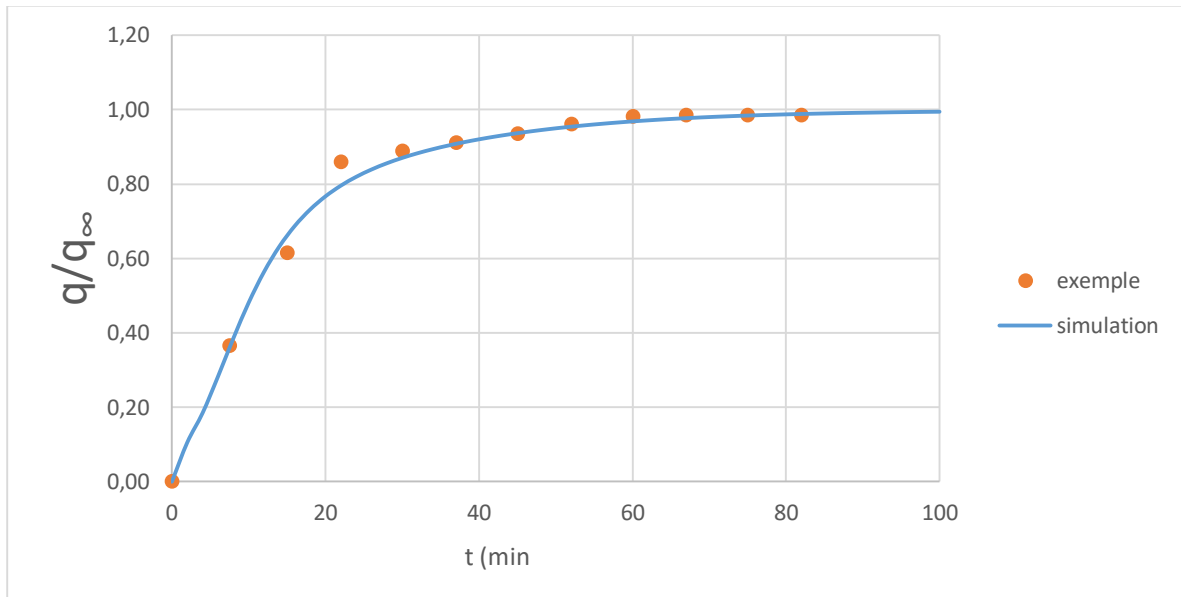


Figure 63: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN4-1

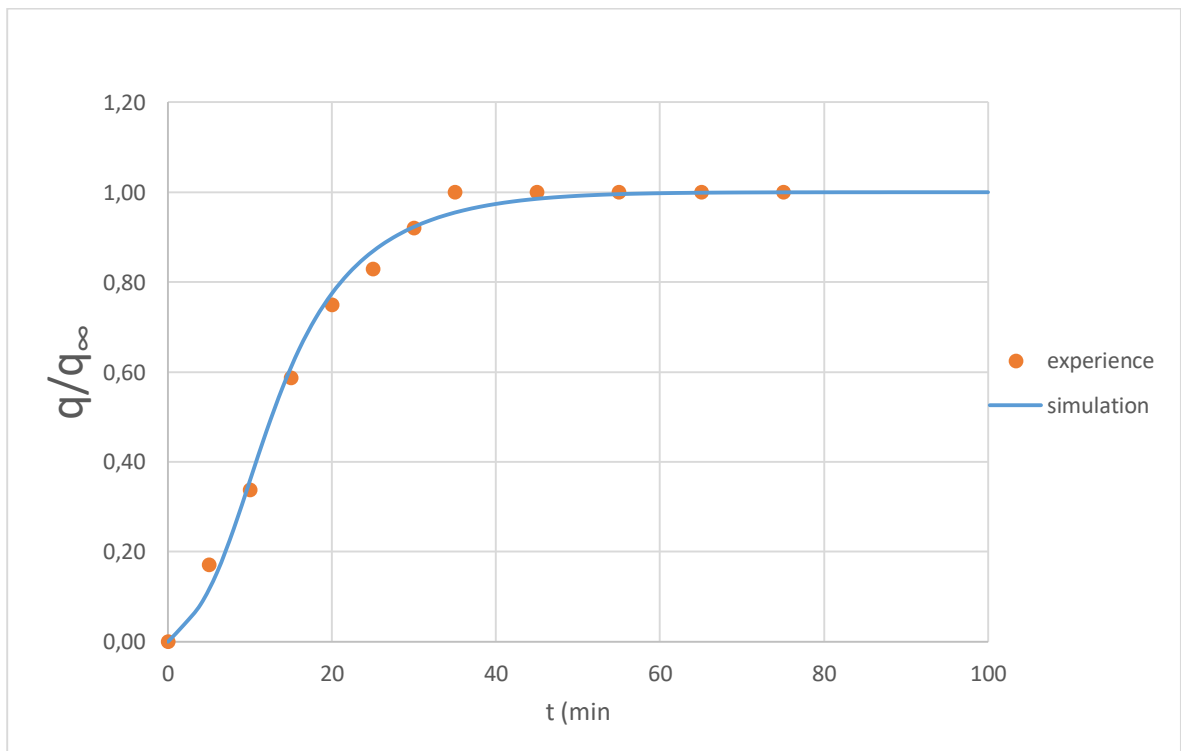


Figure 64: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation de la Menthe (Vian et al, 2008) avec RN4-1

Les résultats montrent une bonne adéquation des points expérimentaux avec ceux de la simulation, donc ce réseau de neurones donne des résultats fiables pour les méthodes classiques d'extraction.

1.4.1.7.3 Le réseau de neurones RN4-2

Les résultats du réseau de neurones (RN 4-2) sont les suivants :

Tableau 13: Résultats pour le réseau de neurones RN4-2

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,93613	0,01360
15	0,98005	0,00347
25	0,97901	0,00177
35	0,97854	0,00163
45	0,98115	0,00109
55	0,96765	0,00143
60	0,97191	0,00111
65	0,98028	0,00116
70	0,97497	0,00118

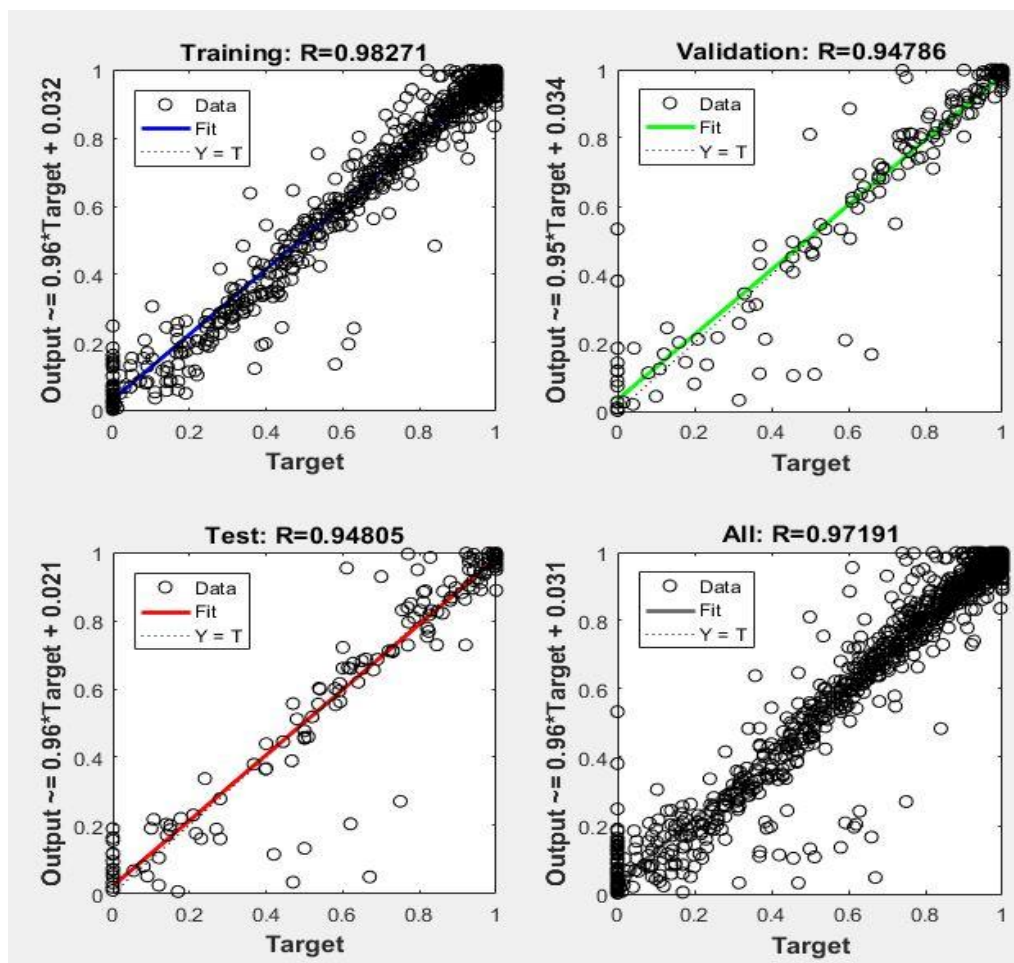


Figure 65: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2

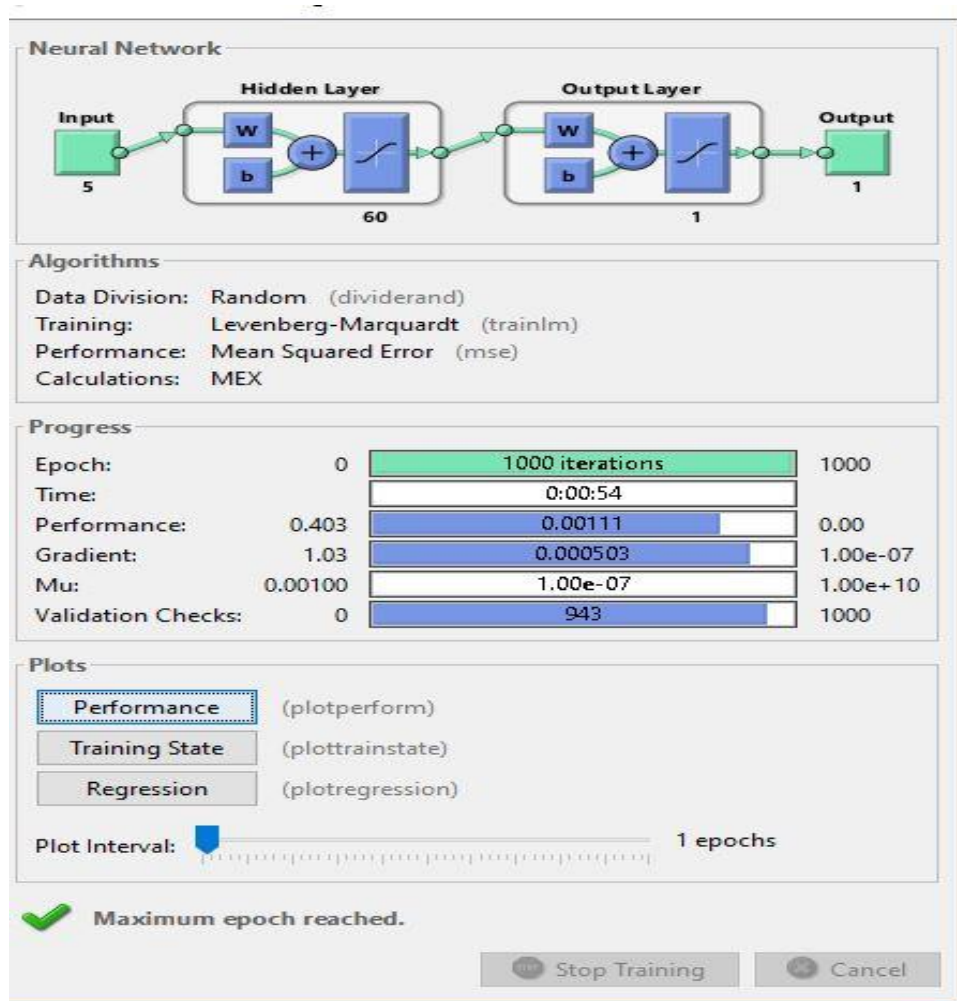


Figure 66 : Résultats obtenus pour la performance MSE pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2

Comme pour le réseau de neurones RN4-1, le réseau de neurones RN4-2 donne une bonne valeur de MSE (0,00111 pour 60 neurones), ceci est principalement dû à la division de la base de données et de classer les données selon le type de la méthode d'extraction.

1.4.1.7.4 Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN4-2

Les résultats de la simulation RN4-2 sont les suivants :

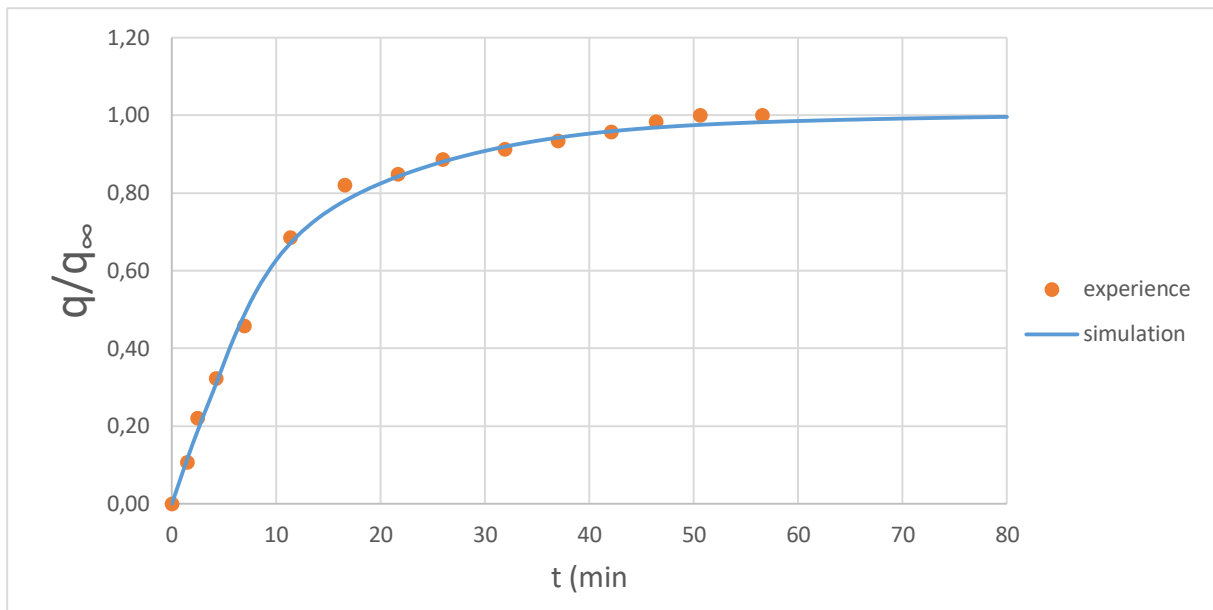


Figure 67: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN4-2

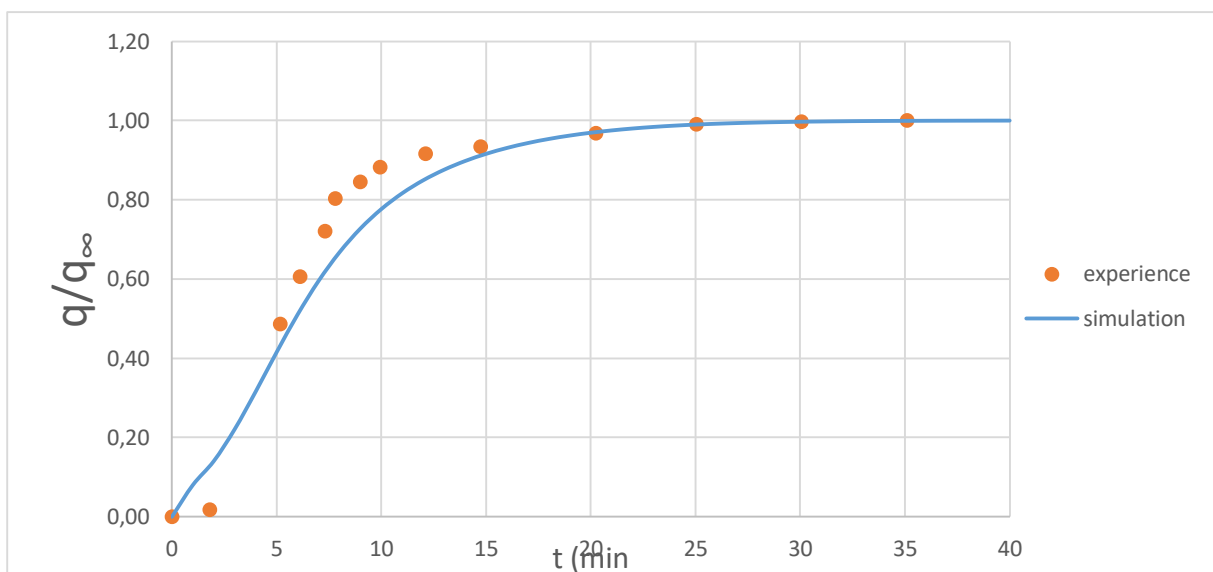


Figure 68: Résultats de la simulation de l'extraction sans solvant assistée par micro-ondes de la Lavande (Filly et al, 2016) avec RN4-2

Les résultats sont acceptables pour la majorité des cinétiques, mais nous remarquons que certaines valeurs expérimentales ne correspondent pas à celles obtenues par la simulation, ce qui nous a amené à l'approche suivante :

La classe 2 utilisée pour construire le réseau de neurones RN4-2 qui contient les méthodes d'extractions assistées par micro-ondes, mais cela ne veut pas dire que dans toutes les méthodes nous sommes en présence des mêmes phénomènes et régis par les mêmes mécanismes.

En effet, les techniques MAHD et SFME induisent la production des vapeurs saturées, tandis que les techniques comme MSD, MSDf et MHG produisent des vapeurs sèches qui peuvent dans certains cas être surchauffées où la vapeur d'eau se diffuse dans le lit de matière végétale entraînant avec elle les molécules d'huile essentielle, d'où la nouvelle séparation suivante :

- Classe 2-1 : contient les nouvelles méthodes d'extraction : MAHD et SFME (61 cinétiques) ;
- Classe 2-2 : contient les nouvelles méthodes d'extraction : MSD et MSDf et MHG (27 cinétiques).

1.4.1.7.5 Le réseau de neurones RN4-2-1

La classe 2-1 sera utilisée pour créer le réseau RN4-2-1 et la classe 2-2 sera utilisée pour créer le réseau RN4-2-2.

Les résultats du réseau RN4-2-1 sont les suivants :

Tableau 14: résultats pour le réseau de neurones RN4-2-1

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,94986	0,01110
10	0,96651	0,00585
15	0,97349	0,00424
25	0,97143	0,00159
35	0,98040	0,00189
45	0,97290	0,00209
55	0,96076	0,00156
60	0,96750	0,00200

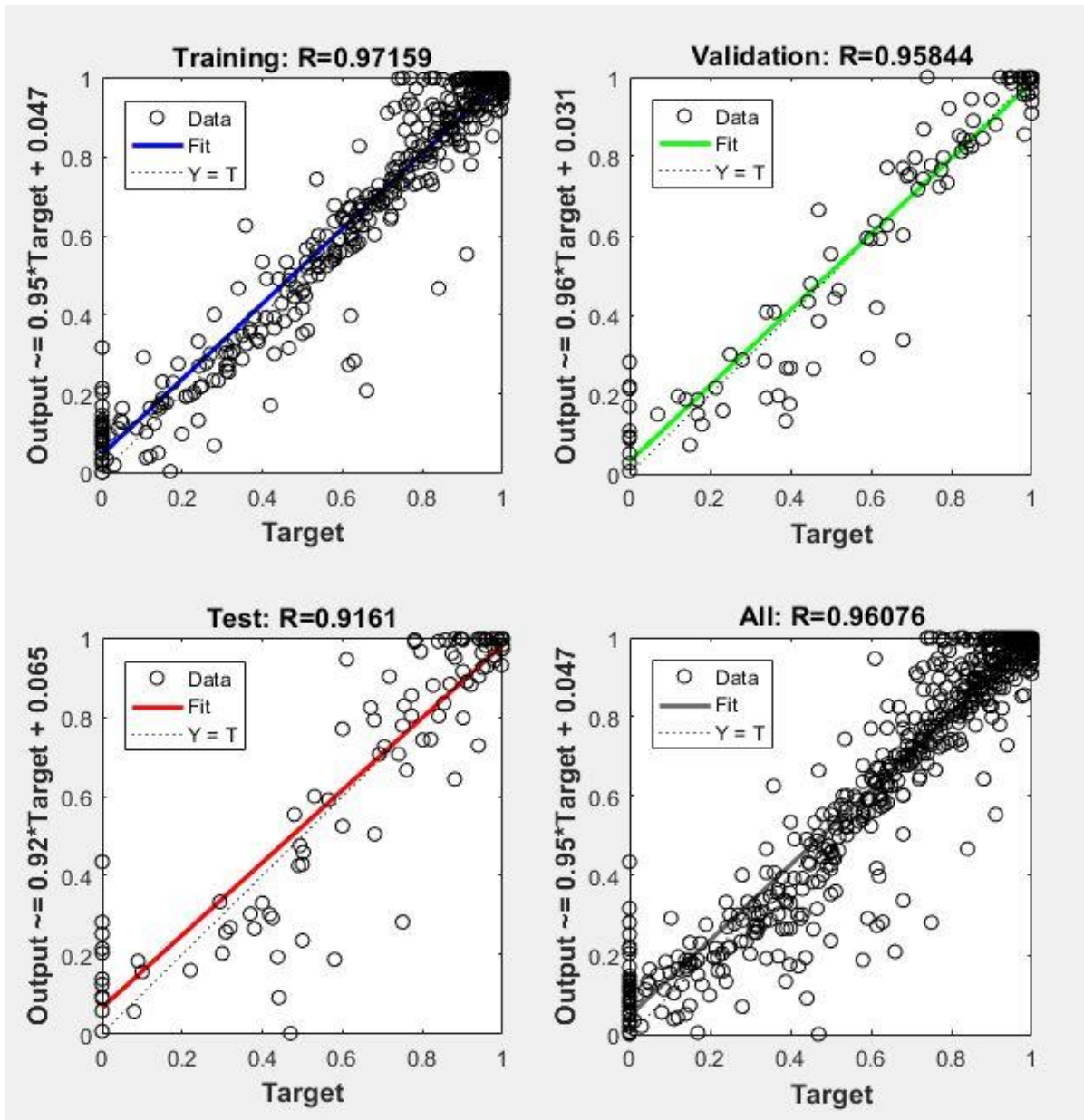


Figure 69 : Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 55 neurones cachés pour le réseau RN4-2-1

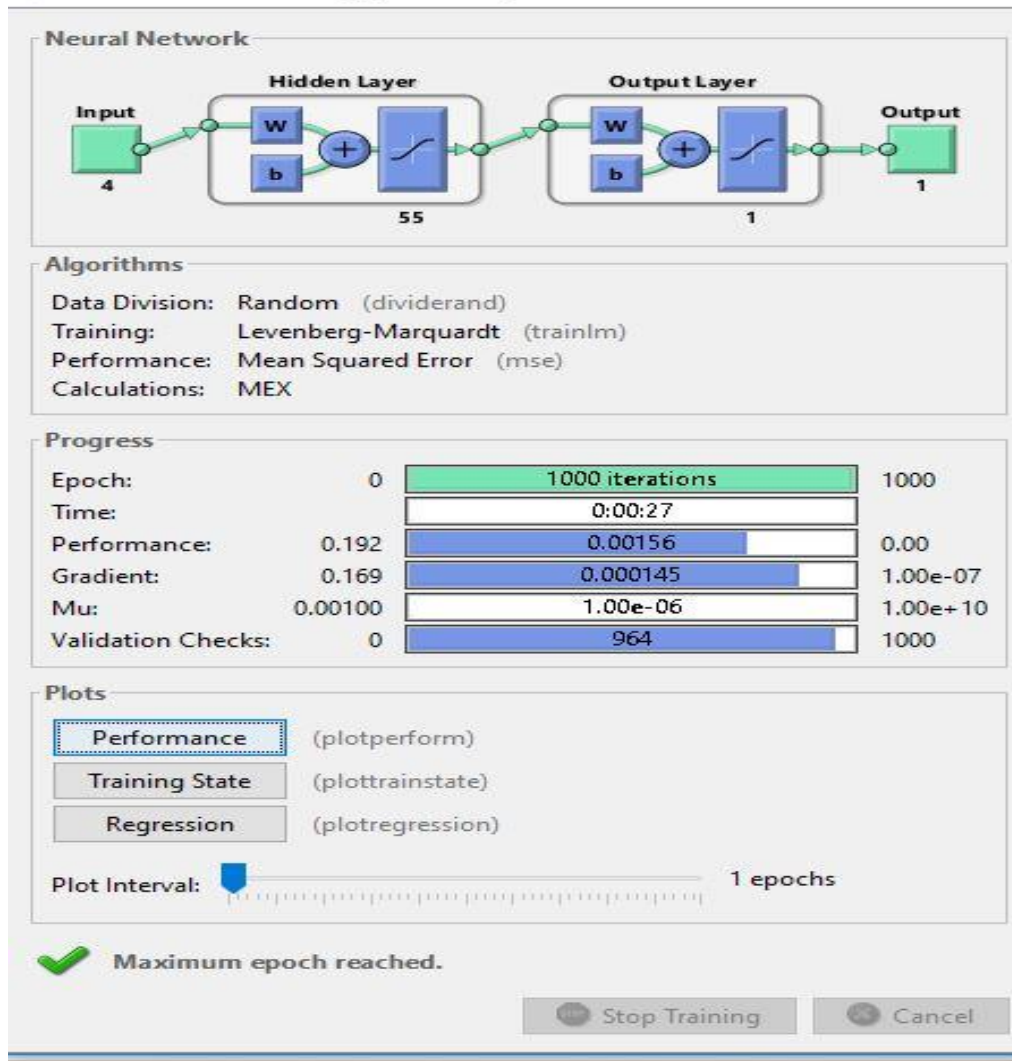


Figure 70: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 55 neurones cachés pour le réseau RN4-2-1

Le réseau RN4-2-1 donne une MSE de 0,00156 pour un nombre de neurones de 55.

1.4.1.7.6 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN4-2-1

Les résultats de la simulation RN4-2-1 sont les suivants :

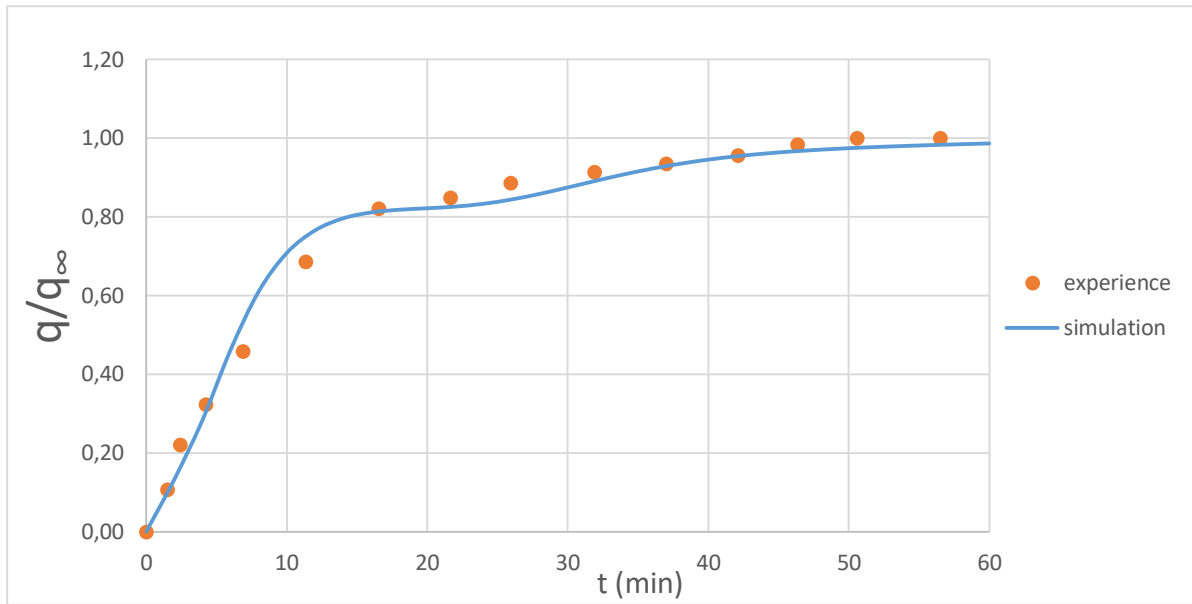


Figure 71: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN4-2-1

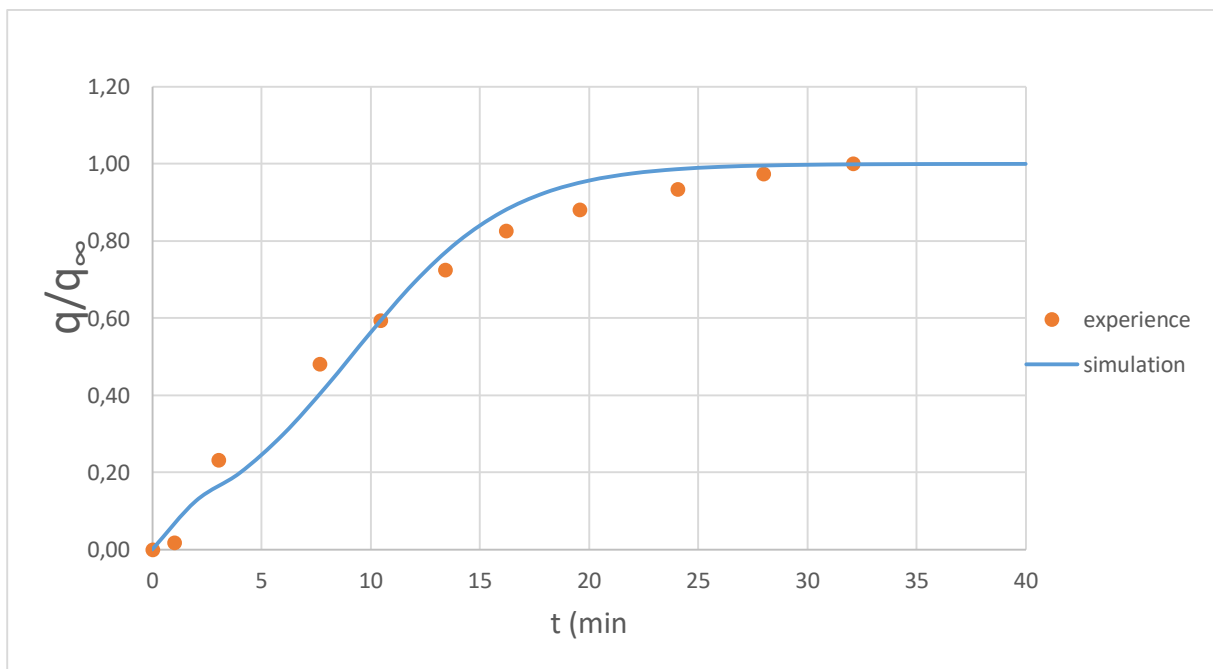


Figure 72 : Résultats de la simulation de l'extraction sans solvant assistée par micro-ondes et gravité de l'orange (Razzaghi et al, 2018) avec RN4-2-1

1.4.1.7.7 Le réseau de neurones RN4-2-2

Les résultats du réseau RN4-2-2 sont les suivants :

Tableau 15: Résultats pour le réseau de neurones RN4-2-2

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,98040	0,002830
15	0,99081	0,001690
25	0,98791	0,000990
35	0,99011	0,000717
45	0,98712	0,000909
55	0,98983	0,000882
60	0,98739	0,000313
65	0,98672	0,000408
70	0,98933	0,001230

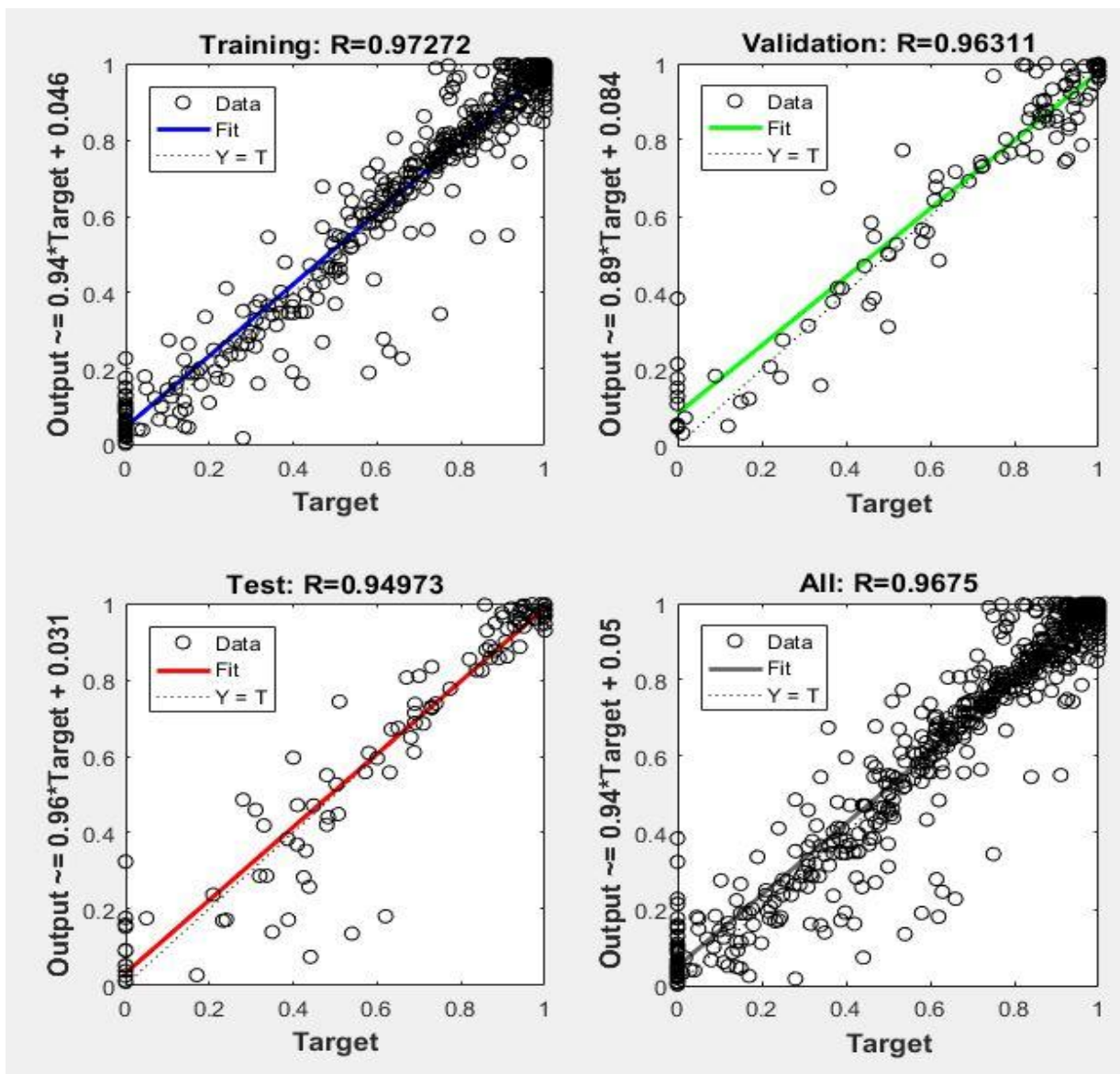


Figure 73 : Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2-2

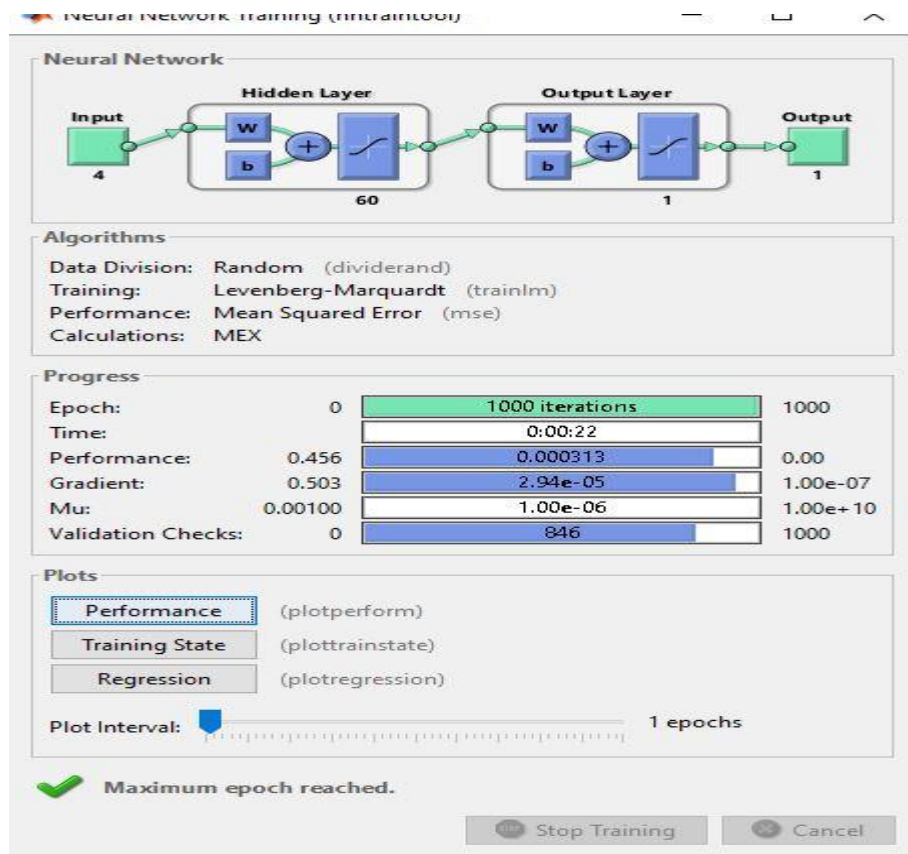


Figure 74: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 60 neurones cachés pour le réseau RN4-2-2

1.4.1.7.8 Simulation des valeurs de q/q_{∞} par RN4-2-2

Les résultats de la simulation RN4-2-2 sont les suivants :

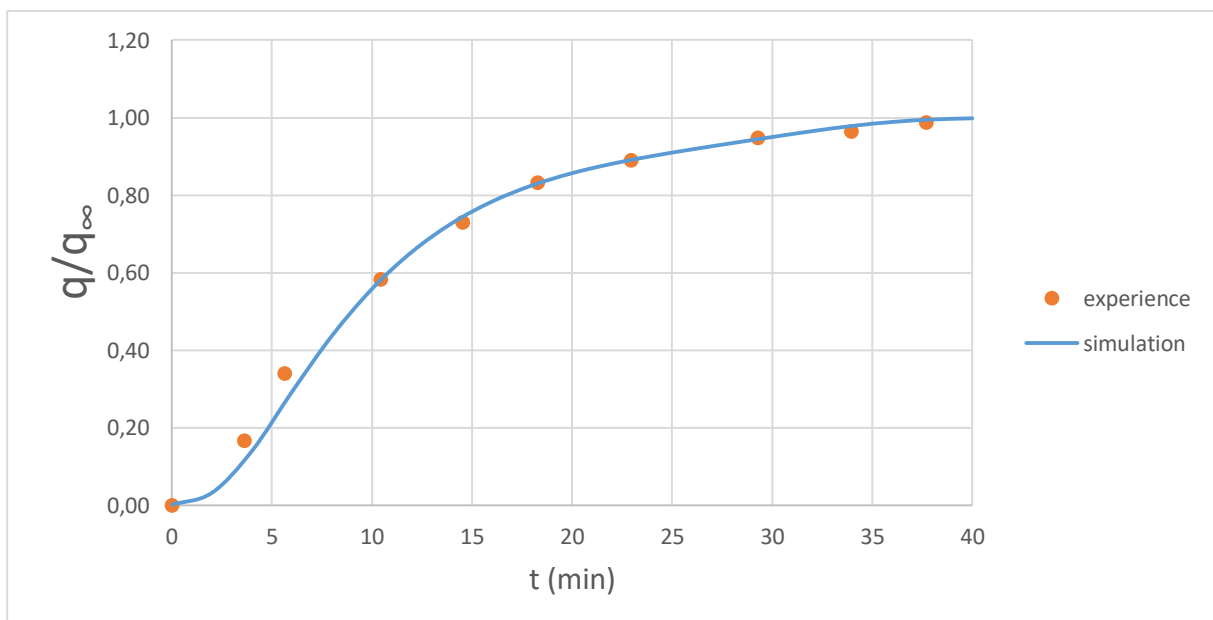


Figure 75: Résultats de la simulation de l'Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité de l'orange (Razzaghi et al, 2018) avec RN4-2-2

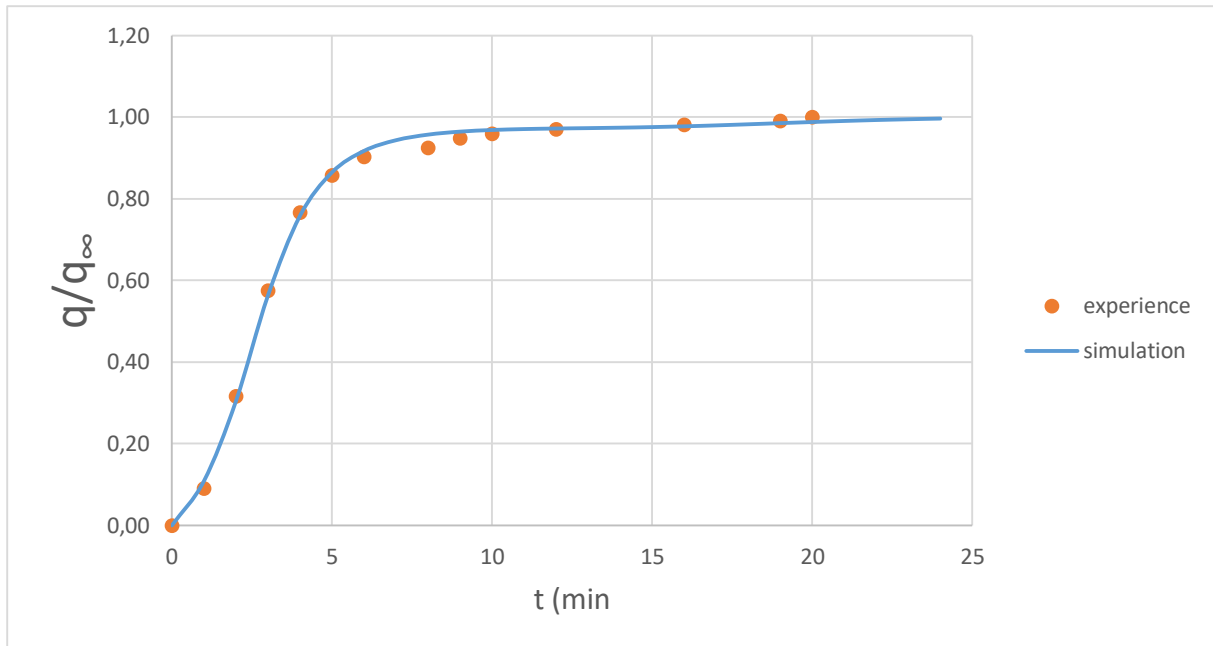


Figure 76: Résultats de la simulation de l’entrainement par la vapeur d’eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN4-2-2

Le deux réseaux RN4-2-1 et RN4-2-2 ont donné des résultats satisfaisants avec une adéquation entre les points simulés et les points expérimentaux, mais ceci a été fait au détriment de l’aspect généralisé de notre modélisation.

1.4.1.8 Le réseau de neurones RN5

Une autre approche que nous allons considérer est de remplacer le paramètre « famille de plante » par le paramètre « type de dépôt » qui indique la localisation de l’huile essentielle dans la matière végétale (« exogène » si l’huile est localisée dans la surface et « endogène » si elle est localisée à l’intérieure de la matière végétale)

Nous allons appliquer cette approche pour la classe 1(pour créer le réseau RN5-1) et classe 2-1 (pour créer le réseau RN5-2) et la classe 2-2 (pour créer le réseau RN5-3).

1.4.1.8.1 Le réseau de neurones RN5-1

Les résultats du réseau RN5-1 sont les suivants :

Tableau 16: Résultats pour le réseau de neurones RN5-1

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,87799	0,02730
15	0,97333	0,00322
25	0,96852	0,00479
35	0,97479	0,00269
45	0,96990	0,00349
55	0,87331	0,00217
60	0,96796	0,00248

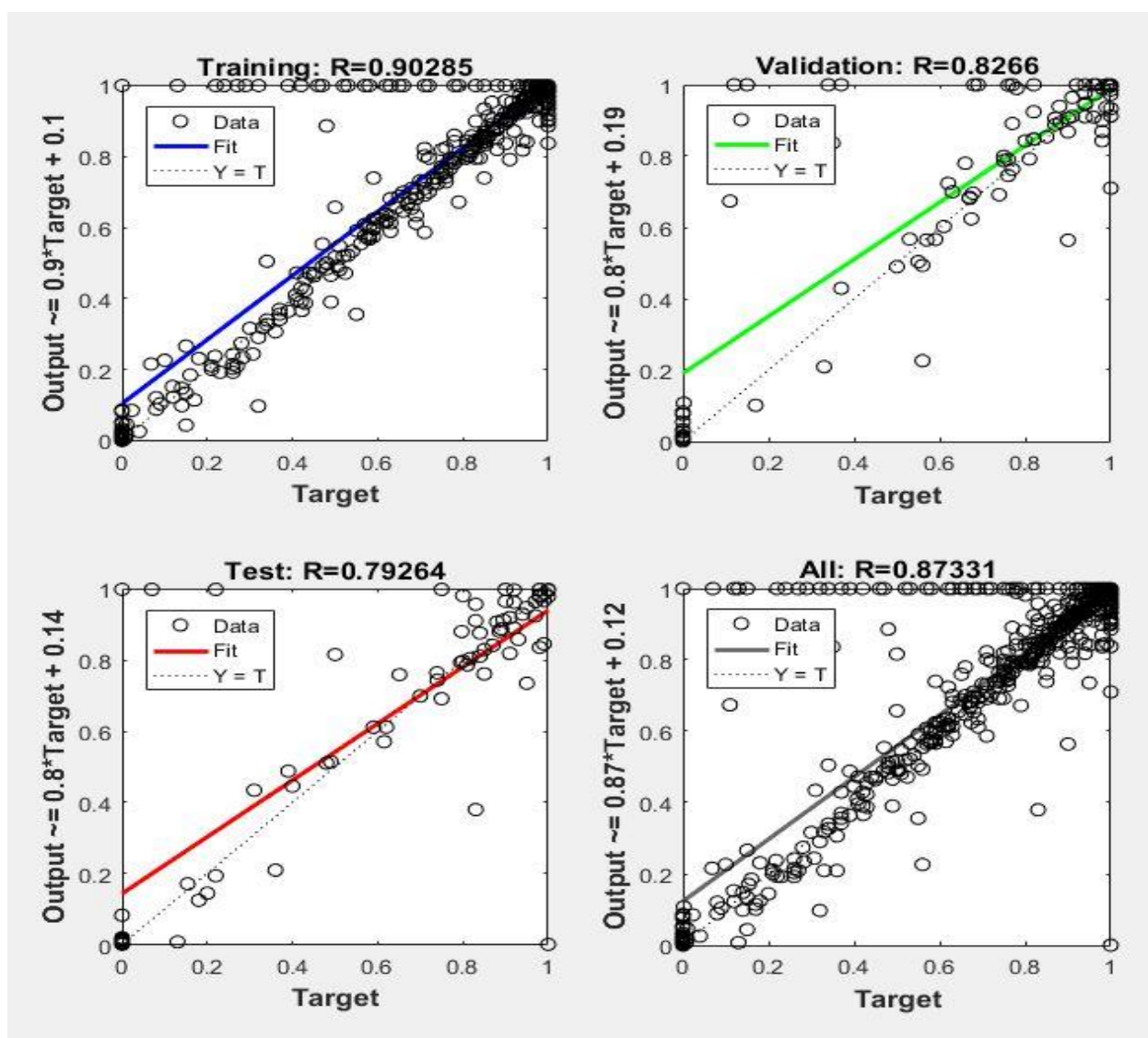


Figure 77: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-1

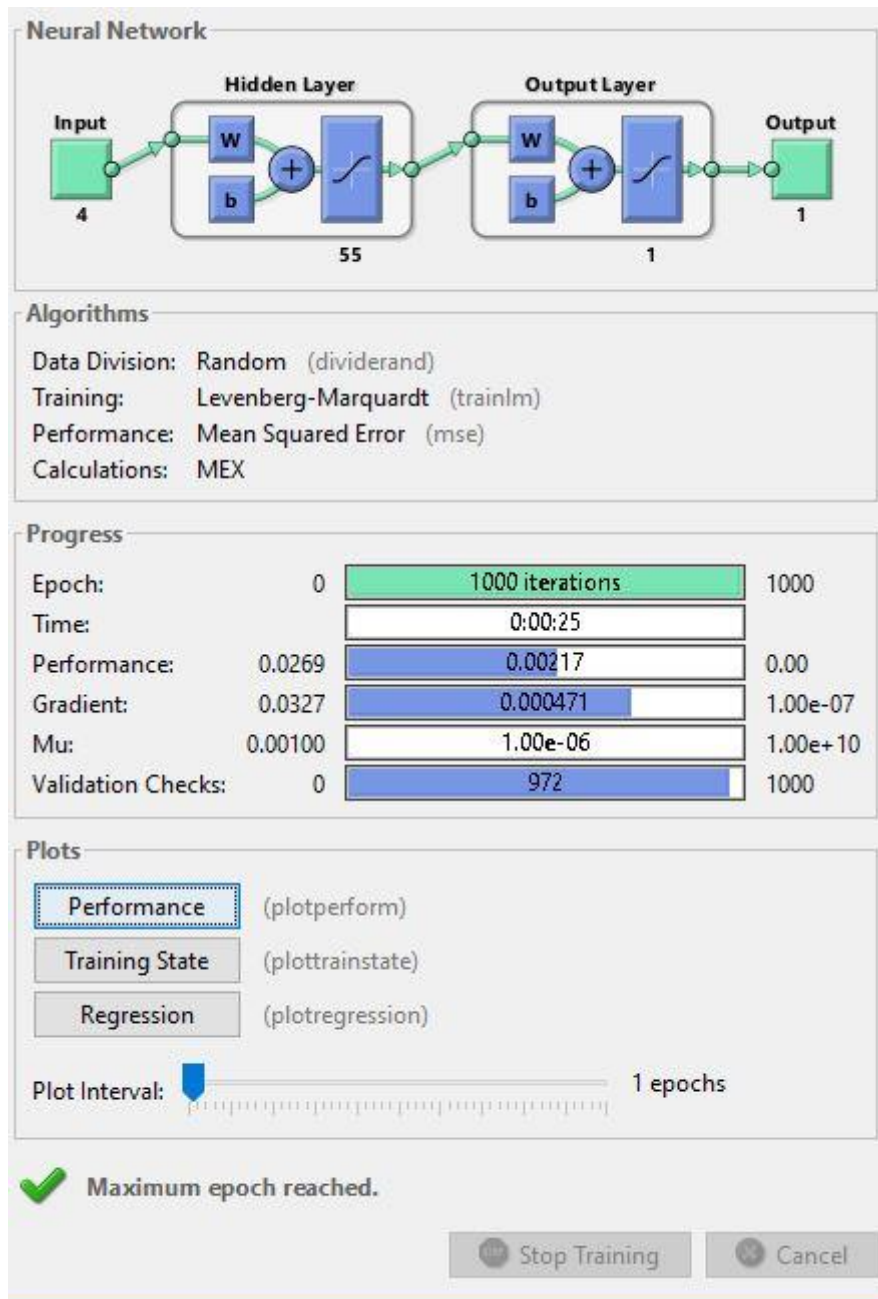


Figure 78: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-1

1.4.1.8.2 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN5-1

Les résultats de la simulation RN5-1 sont les suivants :

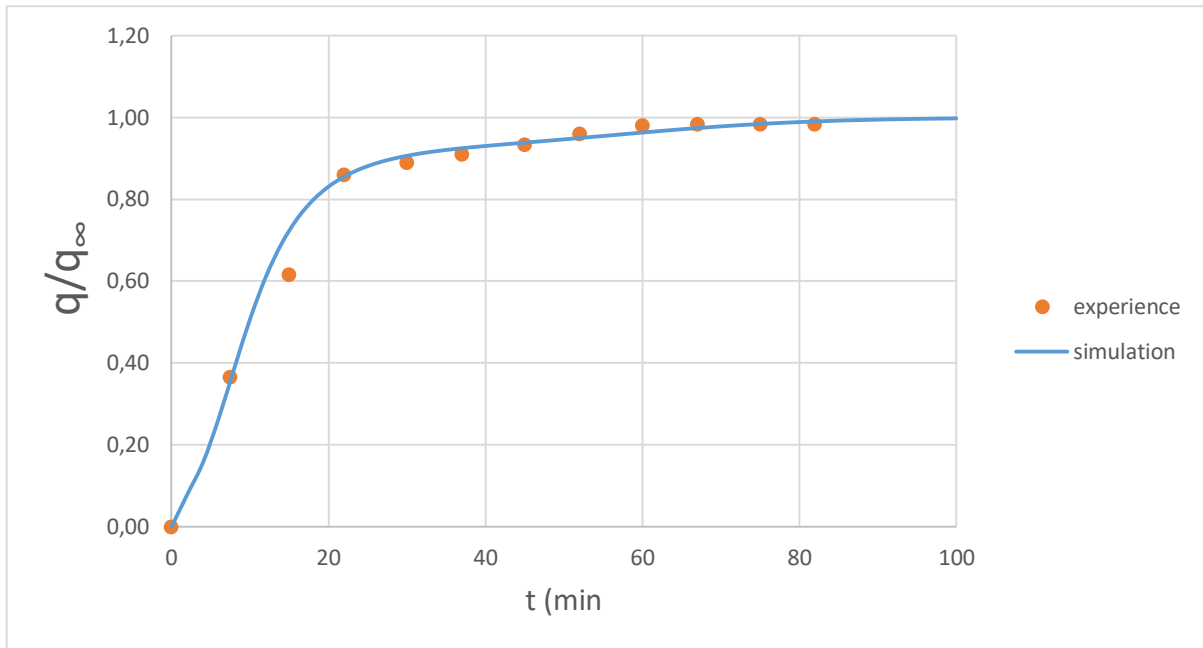


Figure 79: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN5-1

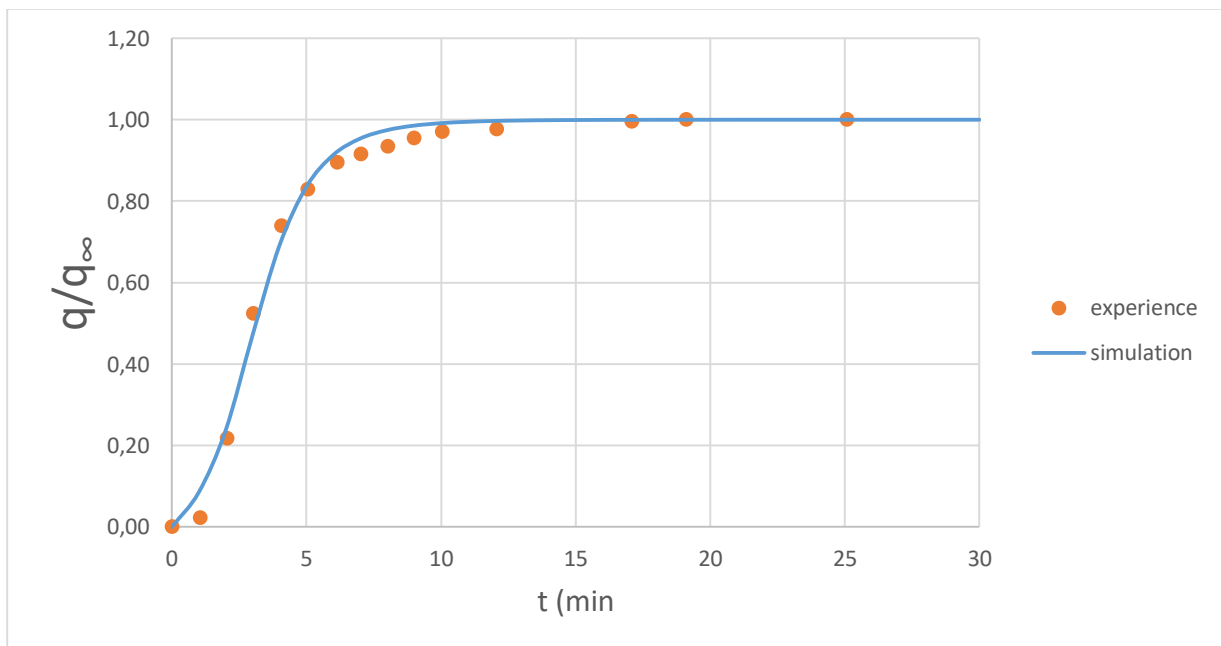


Figure 80: Résultats de la simulation de l'entraînement par la vapeur d'eau de la Menthe (Farhat et al, 2009) avec RN5-1

1.4.1.8.3 Le réseau de neurones RN5-2

Les résultats du réseau RN5-2 sont les suivants :

Tableau 17: Résultats pour le réseau de neurones RN5-2

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,93776	0,01310
15	0,97000	0,00439
25	0,96118	0,00274
35	0,97710	0,00185
45	0,95719	0,00177
55	0,97352	0,00143
60	0,97523	0,00235

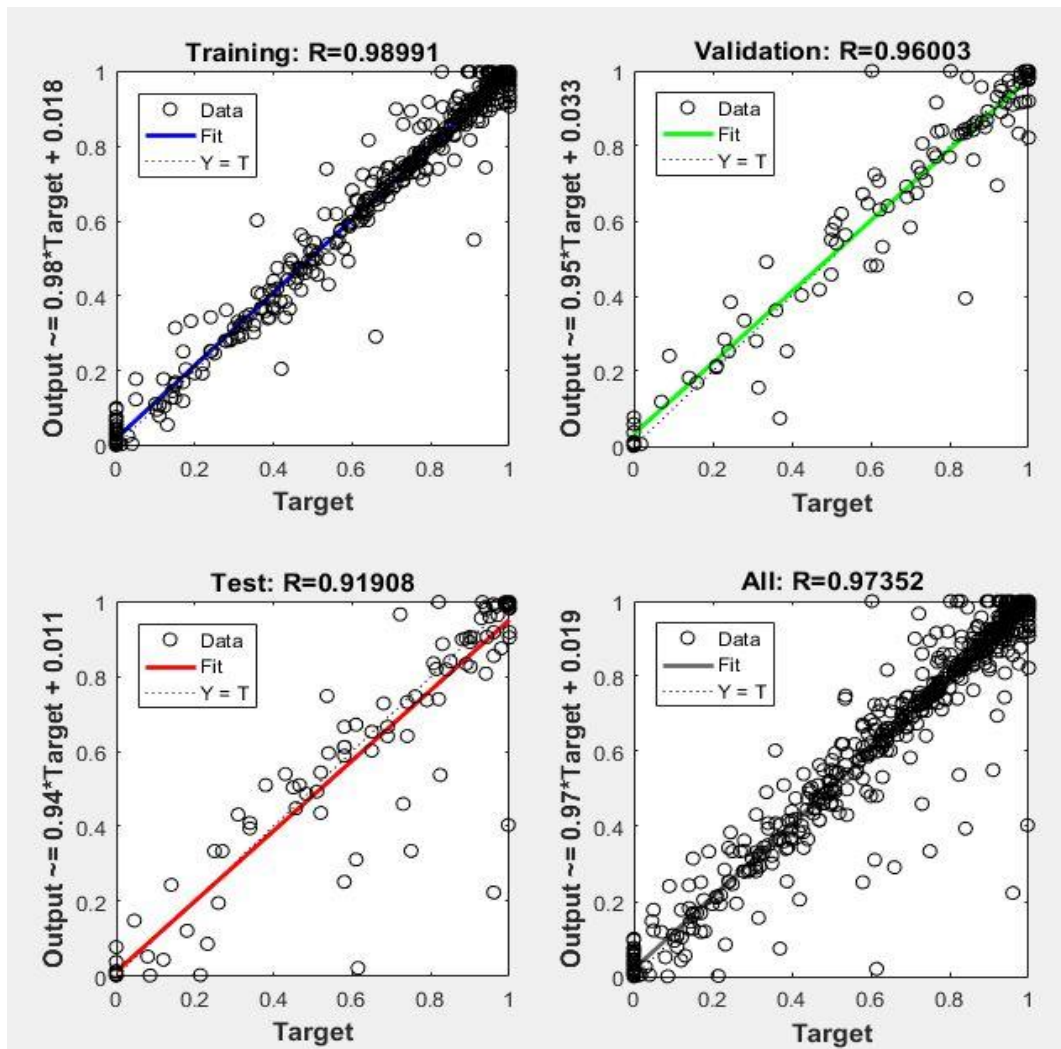


Figure 81: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-2

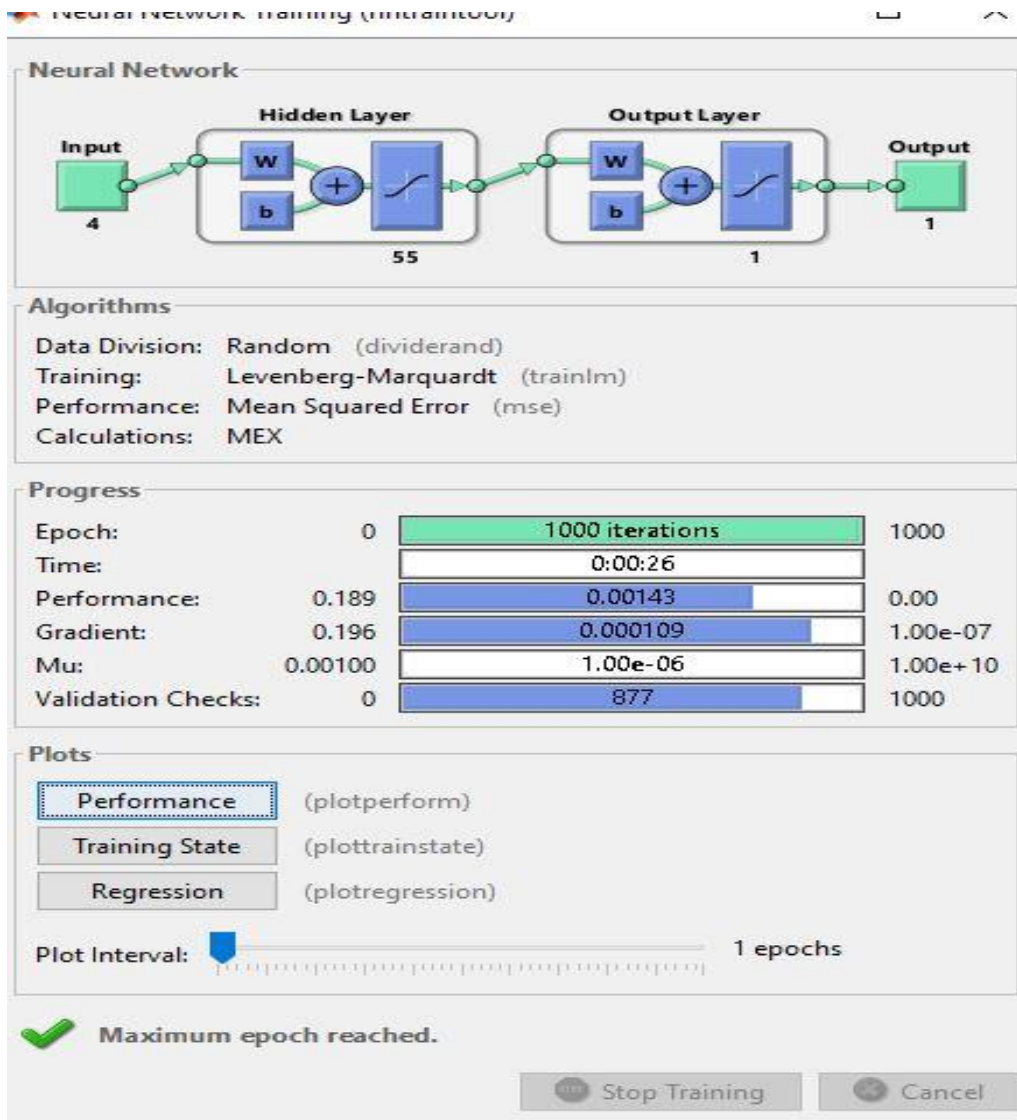


Figure 82: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 55 neurones cachés pour le réseau RN5-2

1.4.1.8.4 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN5-2

Les résultats de la simulation RN5-2 sont les suivants :

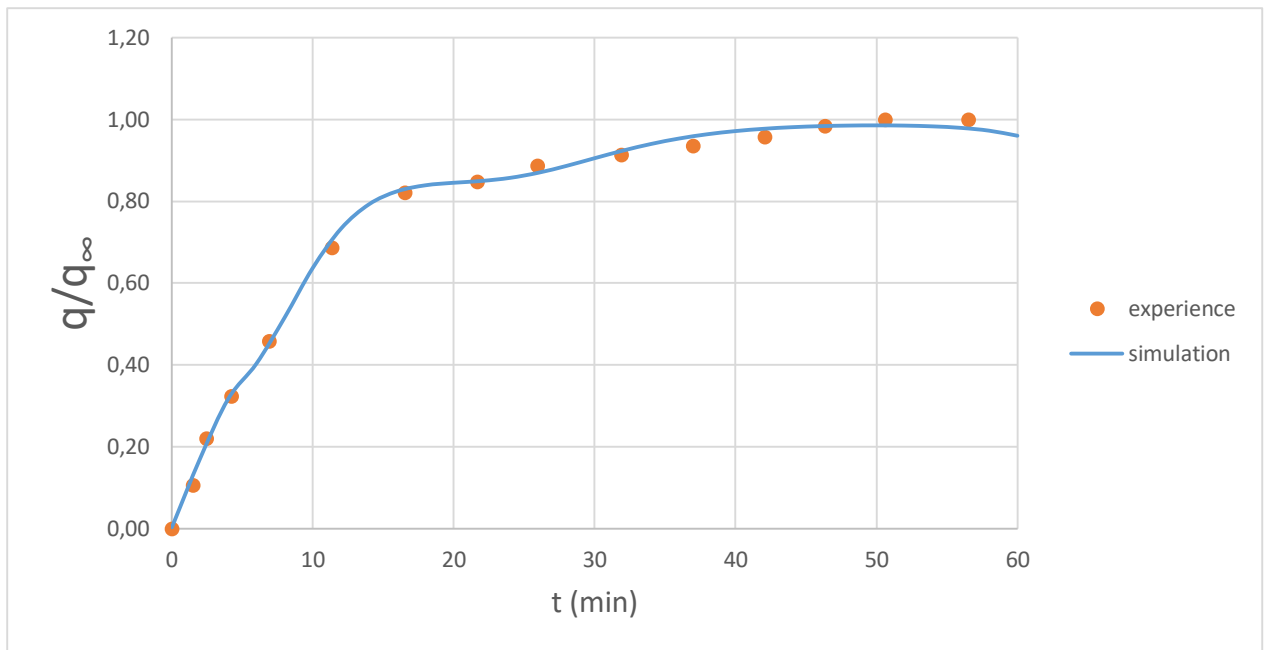


Figure 83: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN5-2

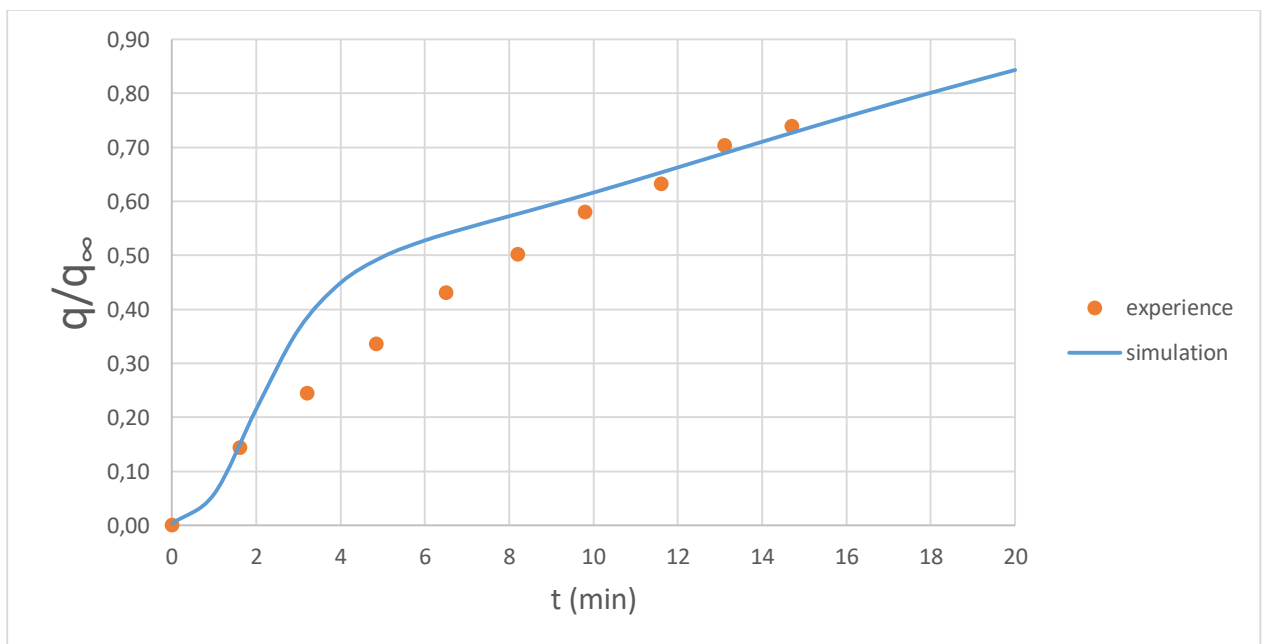


Figure 84: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN5-2

1.4.1.8.5 Le réseau de neurones RN5-3

Les résultats du réseau RN5-3 sont les suivants

Tableau 18 : Résultats pour le réseau de neurones RN5-3

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (Erreur Quadratique Moyenne)
5	0,95759	0,006490
15	0,98849	0,001070
25	0,98915	0,000921
35	0,98989	0,000780
45	0,99099	0,000727
55	0,98579	0,001260
60	0,99059	0,001350

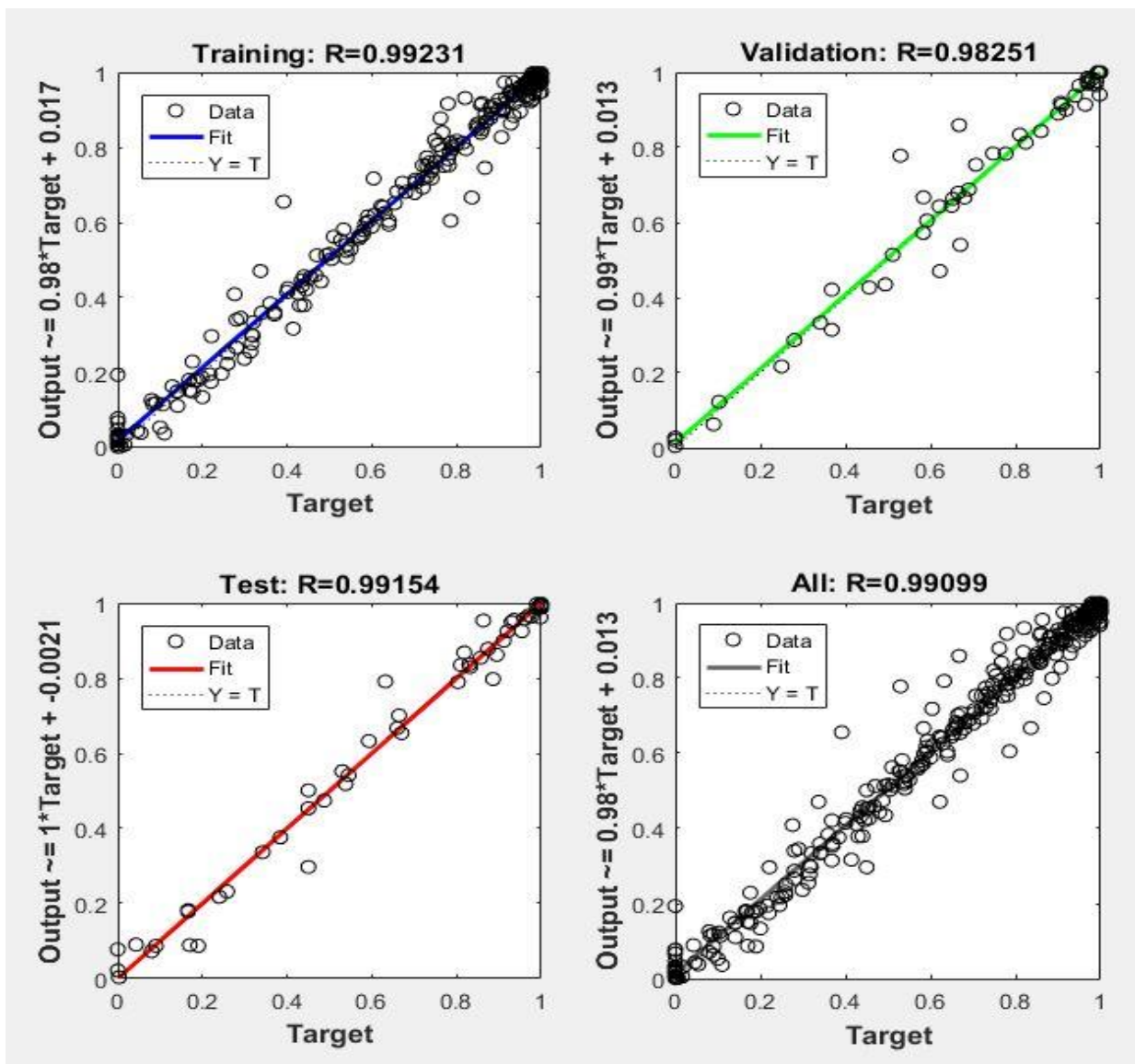


Figure 85: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 45 neurones cachés pour le réseau RN5-3

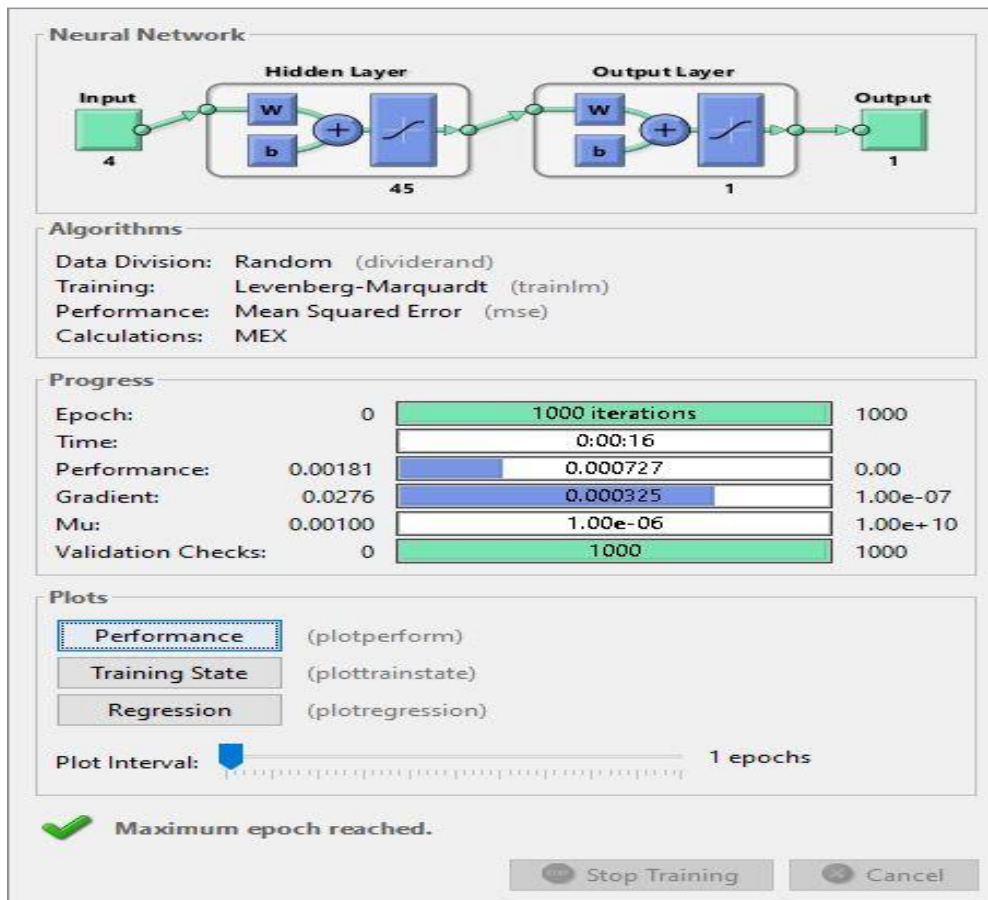


Figure 86: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 45 neurones cachés pour le réseau RN5-3

1.4.1.8.6 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN5-3

Les résultats de la simulation RN5-3 sont les suivants :

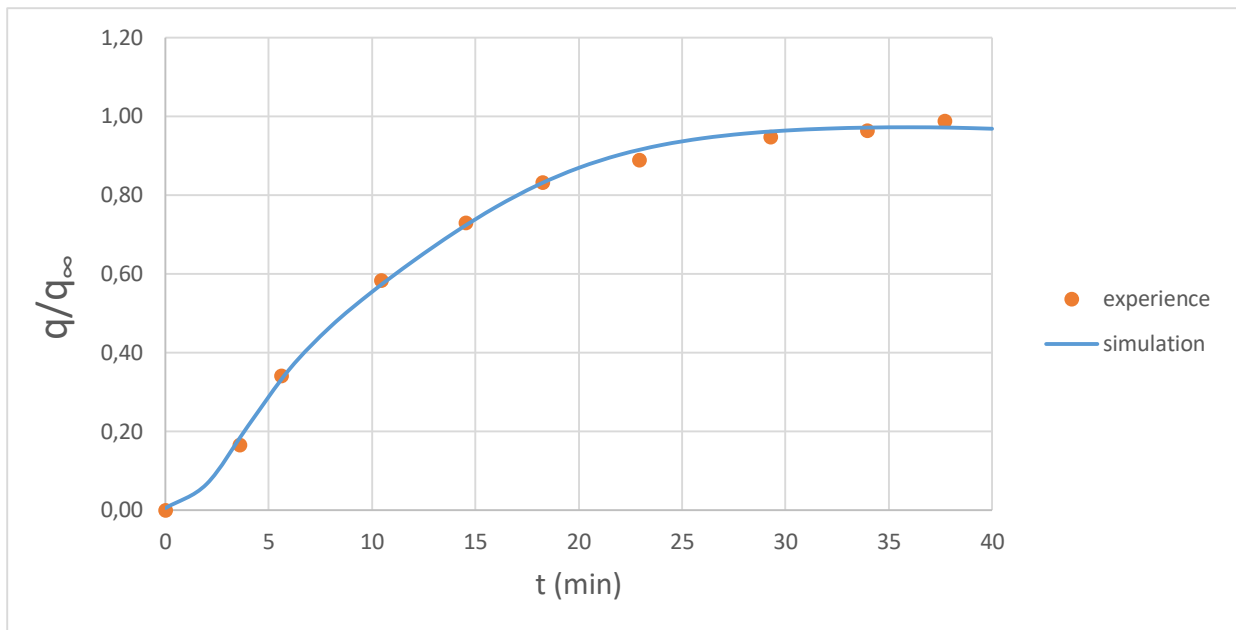


Figure 87: Résultats de la simulation de l'Hydrodiffusion assistée par micro-ondes et gravité de l'orange (Razzaghi et al, 2018) avec RN5-3

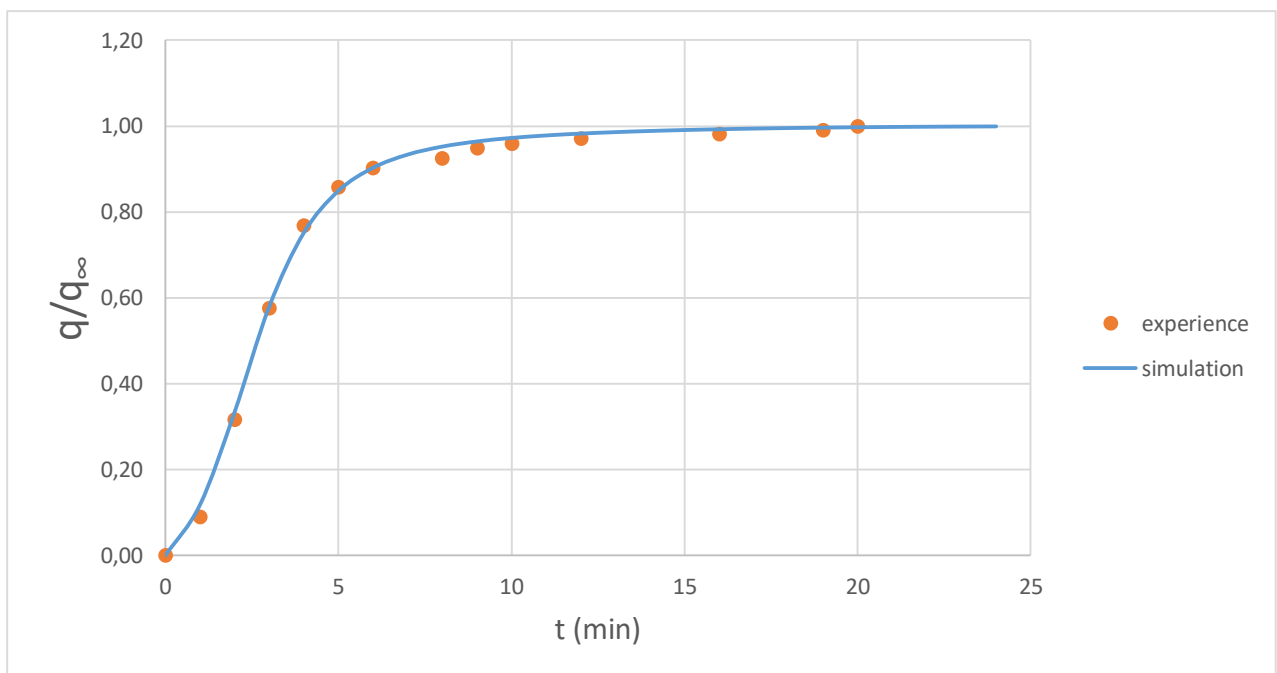


Figure 88: Résultats de la simulation de l'entraînement par la vapeur d'eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN5-3

Les résultats de la série de réseau de neurones RN5 sont fiables et adéquats aux données expérimentales, ils restent cependant toujours moins précis que ceux de la série RN4 qui utilisent le paramètre « famille de plante ».

1.4.1.9 Le réseau de neurones RN6

En dernier lieu, nous allons maintenant utiliser le paramètre « type de dépôt » dans la base de données principale (138 cinétiques) pour créer le réseau RN6, ceci nous permettra de faire une comparaison avec les autres réseaux RN1, RN2, RN3, et faire le point sur le meilleur paramètre à ajouter dans une base de données pour avoir les résultats les plus précis ;

Les résultats du réseau RN6 sont les suivants :

Tableau 19: Résultats pour le réseau de neurones RN6

Nombre de neurones	Coefficient de corrélation R ²	MSE (erreur quadratique moyenne)
5	0,93679	0,01440
15	0,95406	0,00951
25	0,97259	0,00416
35	0,97968	0,00285
45	0,98105	0,00276
55	0,96366	0,00219
60	0,96702	0,00344
65	0,97297	0,00191
70	0,97554	0,00177
75	0,96715	0,00198

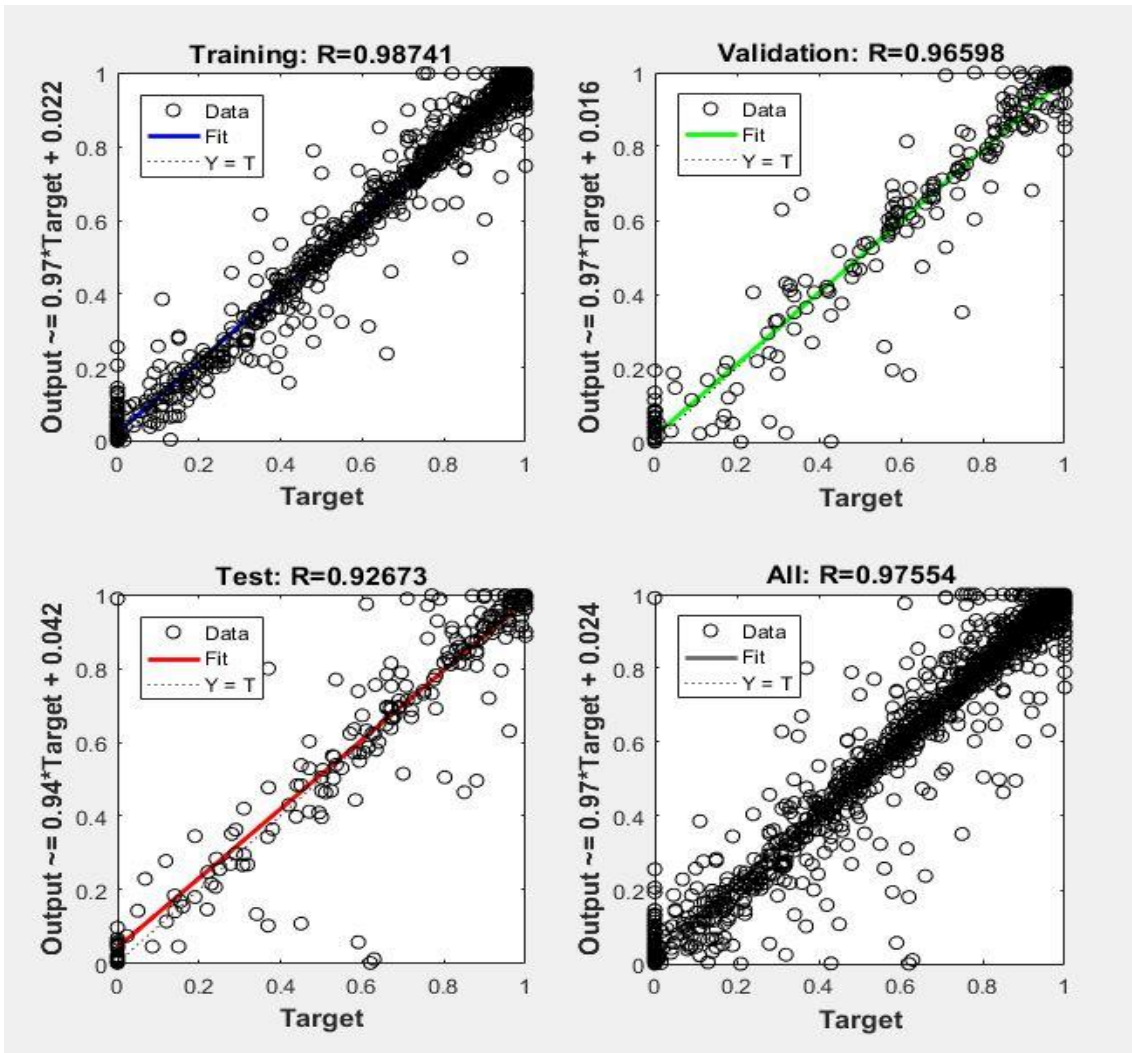


Figure 89: Résultats obtenus pour le coefficient de corrélation pour 70 neurones cachés pour le réseau RN6

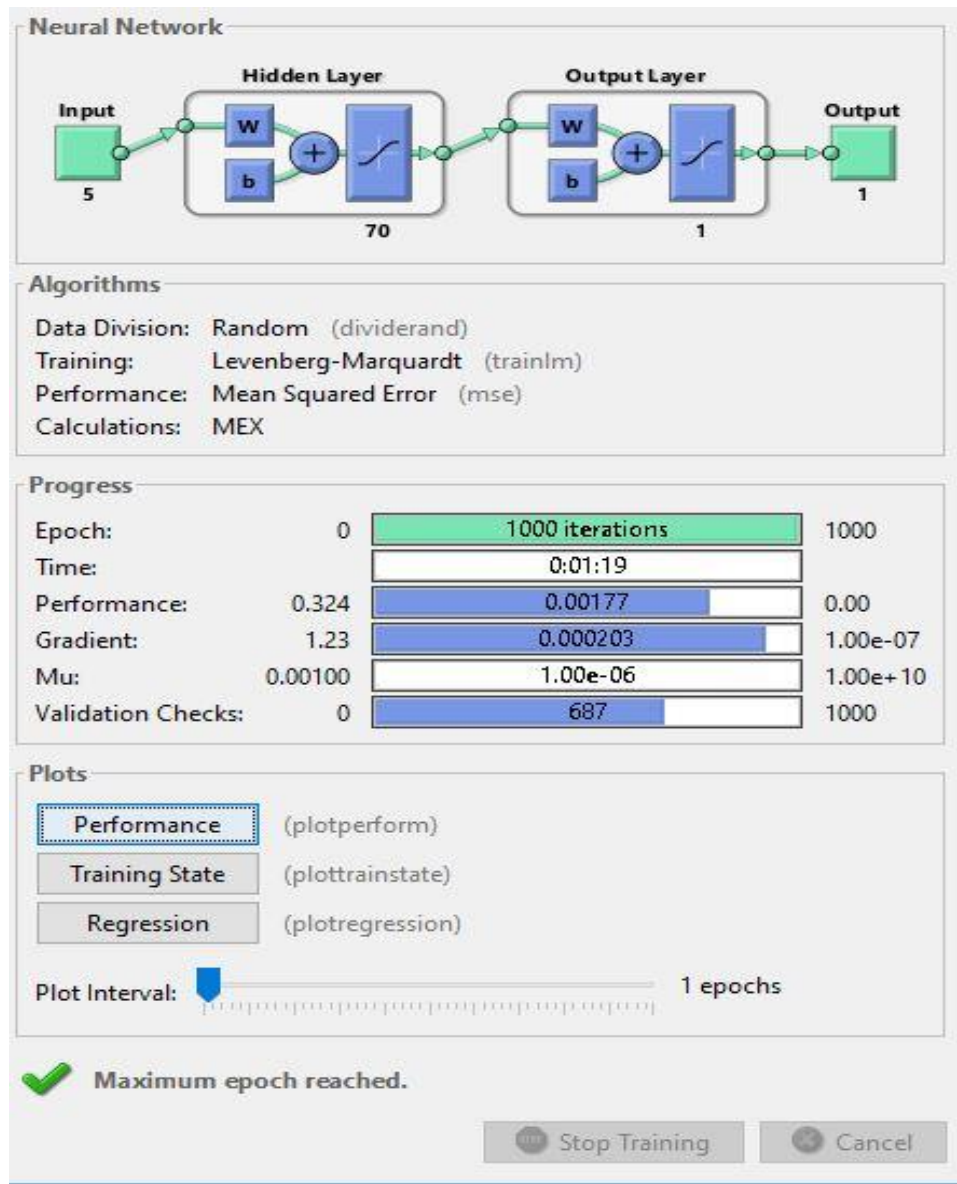


Figure 90: Résultats obtenus pour la performance MSE pour 70 neurones cachés pour le réseau RN6

1.4.1.10 Simulation des valeurs de q/q_∞ par RN6

Les résultats de la simulation de RN6 sont les suivants :

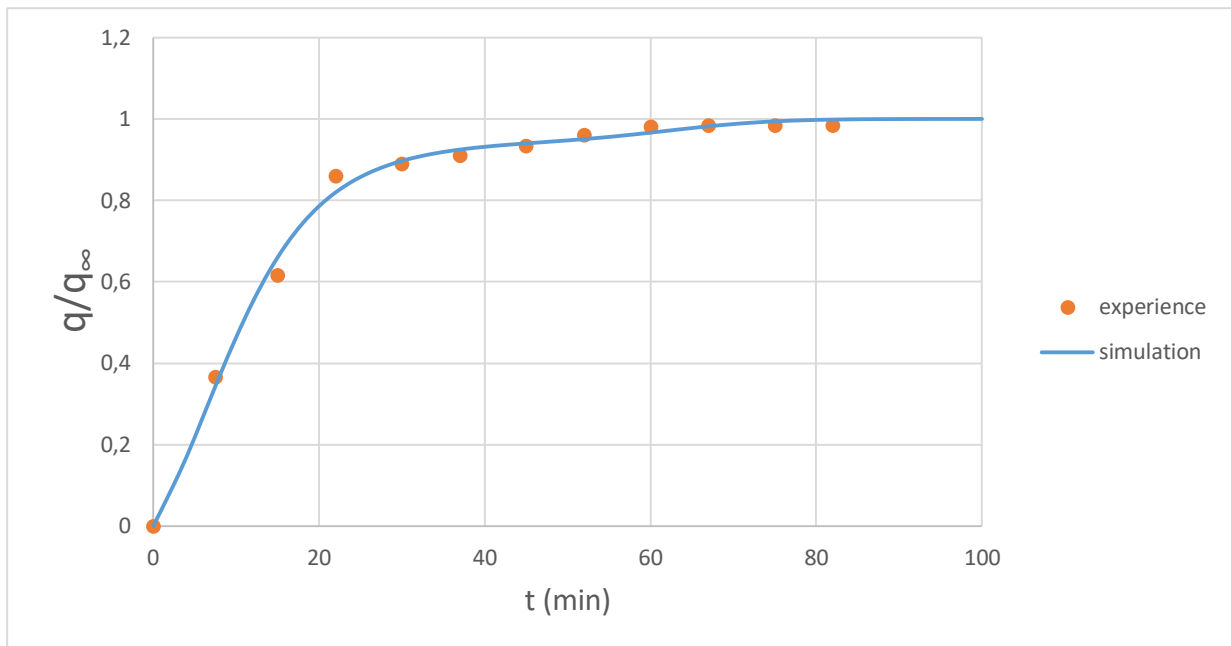


Figure 91: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN6

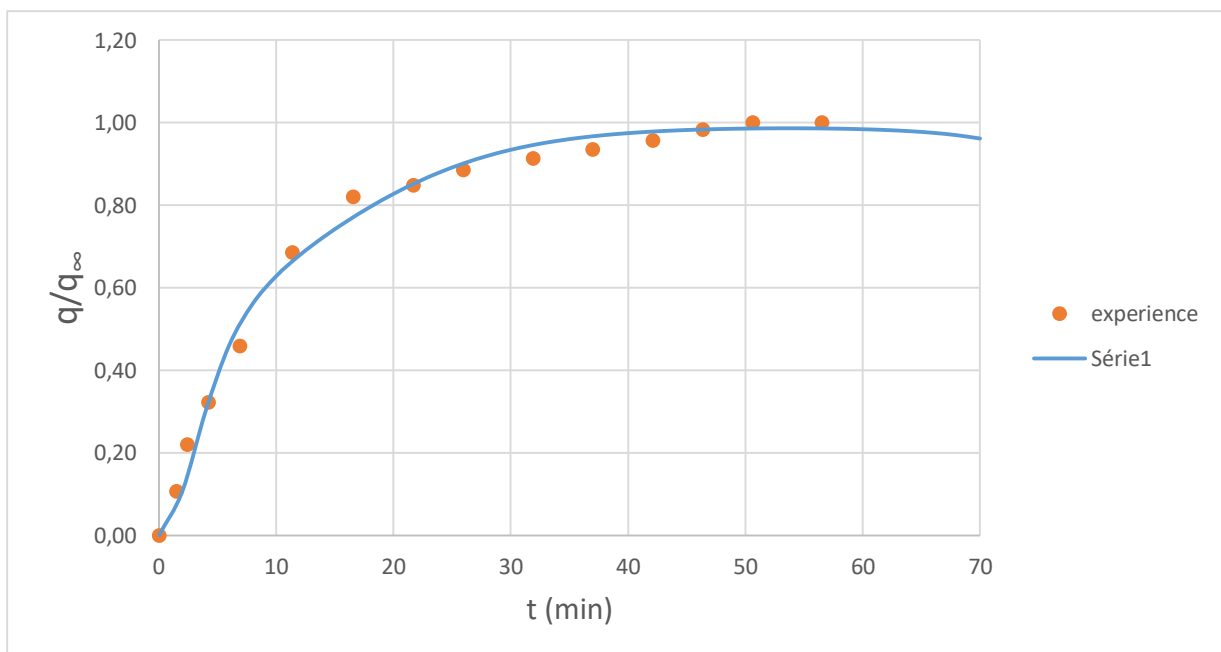


Figure 92: Résultats de la simulation de l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN6

Le réseau RN6 donne de bons résultats de simulation qui correspondent aux points expérimentaux.

1.4.1.11 Les résultats obtenus par tous les réseaux de neurones élaborés

Le tableau suivant regroupe les résultats pour tous les réseaux de neurones utilisés

Tableau 20: Résultats pour les différents réseaux de neurones

Réseau de neurones	Nombre de cinétiques	Nombre de neurones dans la couche cachée	Coefficient de corrélation R ²	MSE
RN1	138	50	0,97284	0,002440
RN2	138	65	0,97541	0,001540
RN3	138	65	0,97819	0,001620
RN4-1	50	35	0,97792	0,001330
RN4-2	88	60	0,97191	0,001110
RN4-2-1	61	55	0,96076	0,001560
RN4-2-2	27	60	0,98739	0,000313
RN5-1	50	55	0,87331	0,002170
RN5-2	61	55	0,97352	0,001430
RN5-3	27	45	0,99099	0,000727
RN6	138	75	0,97554	0,001770

Le tableau montre que plus le nombre de données est petit, plus la précision du réseau de neurones augmente et le nombre de neurones dans la couche cachée diminue.

Le choix du réseau de neurones le plus pratique se fait donc selon le besoin de son utilisateur, que ce soit si on désire utiliser un réseau de neurones qui permet l'utilisation de toutes les méthodes d'extraction, ou un réseau de neurones qui donne plus de précision mais construit à partir d'une base réduite.

1.5 Conclusion

- Même avec une base de données large, les résultats obtenus sont très acceptables et l'approche de modélisation adoptée nous permet de prédire les cinétiques d'extraction.
- L'augmentation de nombre de données introduits influe sur les performances du réseau de neurones, mais la division de la base de données en classes séparées nuit à l'aspect généralisé que nous voulons attribuer à notre réseau.
- L'augmentation de nombre de neurones dans la couche cachée ne signifie pas nécessairement que les performances vont s'améliorer.

- Bien que les différentes approches ont donné des résultats acceptables et que la différence d'erreur entre les différentes simulations n'est pas grande, l'ajout du paramètre «famille de plante» nous a permis de gagner en précision, mais le choix du réseau de neurones le plus adéquat reste dépendant des objectifs de l'utilisateur, donc si nous désirons pouvoir simuler le maximum de cinétiques d'extractions, il est préférable d'utiliser un réseau de neurones généralisé construit avec une large base de données, tandis que, si nous désirons simuler les cinétiques avec une grande précision, un réseau de neurones construit avec une base de données réduite serait plus adéquat dans ce cas.

- D'autre manière, si nous sommes à la recherche d'un modèle général, les réseaux RN1, RN2, RN3 et RN6 s'avèrent les plus indiqués, mais si notre souci est d'avoir la meilleure précision possible, les réseaux RN4 ET RN5 répondent à cet objectif.

- Il reste cependant à se demander est ce que le gain en précision est dû à l'architecture du réseau ou à la réduction de la taille de la base des données ?

2 Chapitre 2 : Modélisation de la consommation énergétique

2.1 Calcul et représentation de la consommation énergétique

Dans tout procédé dans l'industrie chimique, l'un des paramètres les plus importants à considérer est la consommation énergétique, ceci est non seulement dû à la relation directe de ce facteur avec le coût de production, mais aussi à l'impact du procédé sur l'environnement.

La consommation énergétique dans les procédés d'extraction repose principalement sur l'apport de chaleur pour produire de la vapeur d'eau, ou pour chauffer le mélange matière végétale-eau par le biais d'un four micro-ondes ou par résistance électrique, nous allons donc calculer la consommation énergétique dans ces appareils pendant l'opération d'extraction.

La consommation énergétique se calcule comme suit :

$$E = P * t$$

Où :

E : énergie consommée en Wh

P : puissance fournie par l'appareil en W

t : temps de l'extraction en h

2.1.1 Simulation de la consommation énergétique

Pour une meilleure appréciation de la consommation énergétique, nous avons choisi de tracer cette consommation en fonction de q/q_{∞} (simulé par RN2).

Les figures suivantes représentent les courbes $E = f(q/q_{\infty})$ pour différentes cinétiques :

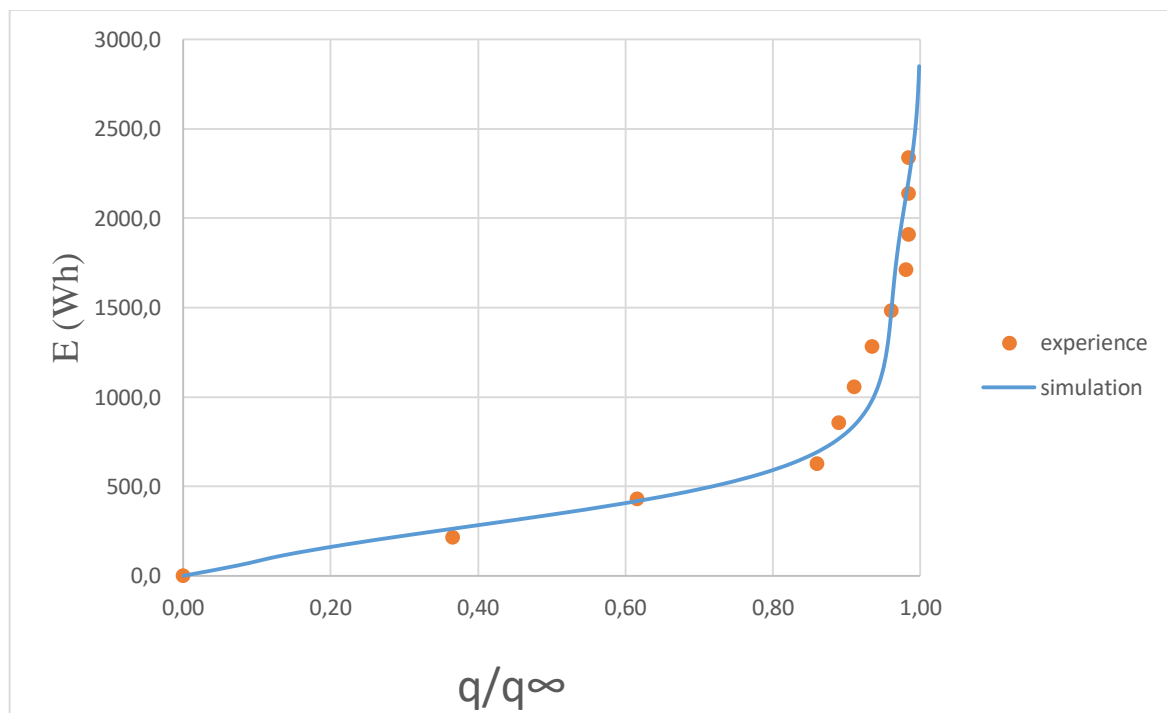


Figure 93: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation du Romarin (Filly et al, 2014) avec RN2

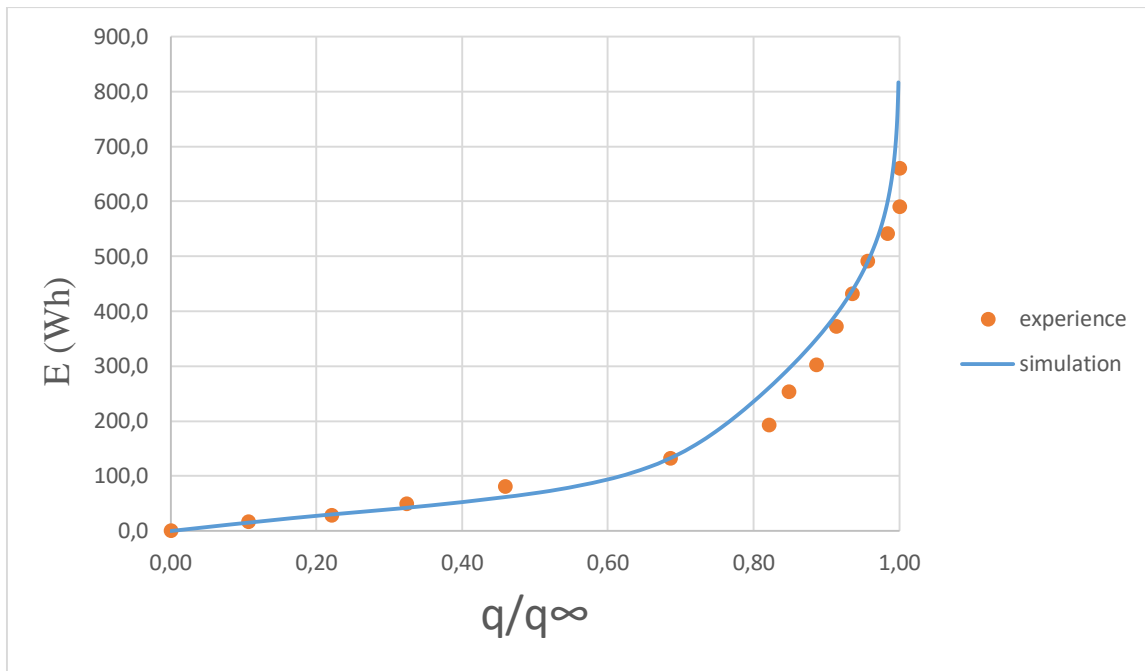


Figure 94 : Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN2

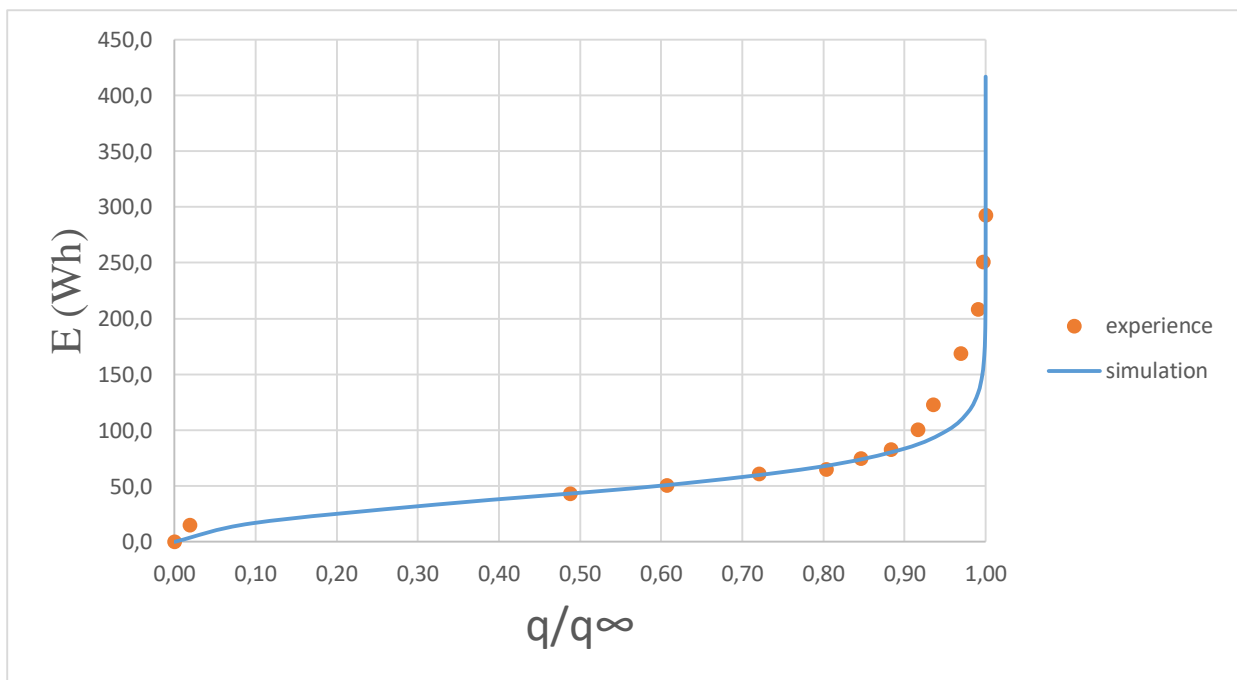


Figure 95: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'entraînement à la vapeur d'eau assistée par micro-ondes de la Lavande (Filly et al, 2016) avec RN2

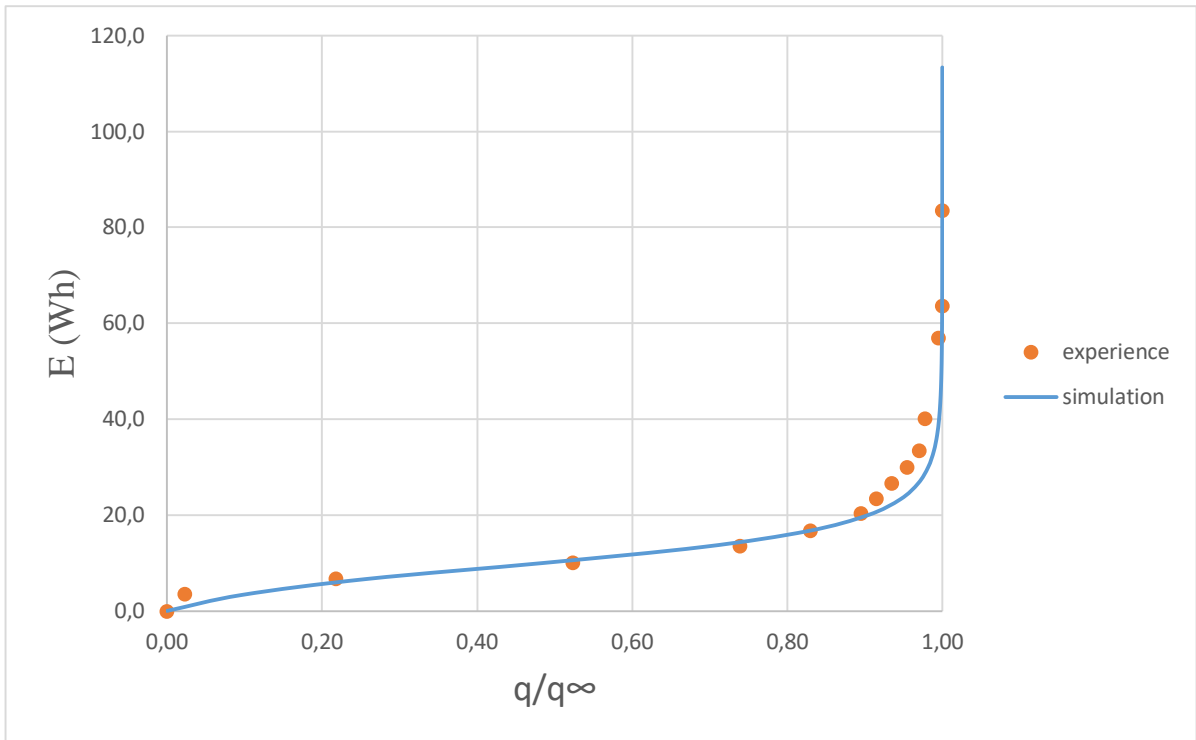


Figure 96: Résultats de la simulation de la consommation énergétique pour l'entraînement par la vapeur d'eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN2

Nous remarquons à travers les différentes simulations de la consommation énergétique pour différents procédés d'extraction que la consommation n'est pas linéaire et augmente d'une façon exponentielle quand nous atteignons plus de 80% du rendement final, ceci permet de voir économiquement s'il est intéressant de poursuivre l'extraction pour des rendements qui dépassent les 80%, sachant que au-delà de ce rendement, le coût de production de l'huile essentielle augmente exponentiellement ainsi que l'impact environnemental.

2.2 Evaluation de la variation de la consommation énergétique par unité de masse d'huile essentielle produite

La consommation énergétique varie d'un procédé à un autre, certaines cinétiques d'extraction atteignent une consommation de 3000 Wh alors que d'autres ne dépassent pas les 100 Wh. Donc pour une meilleure comparaison nous avons évalué la différence d'énergie consommée par rapport à la variation du rendement, cette méthode nous permettra d'évaluer la variation de la consommation énergétique par unité de masse d'huile essentielle produite.

2.2.1 Résultats de simulations

Les figures suivantes représentent les courbes $\frac{\Delta E}{\Delta q} = f((q/q\infty))$:

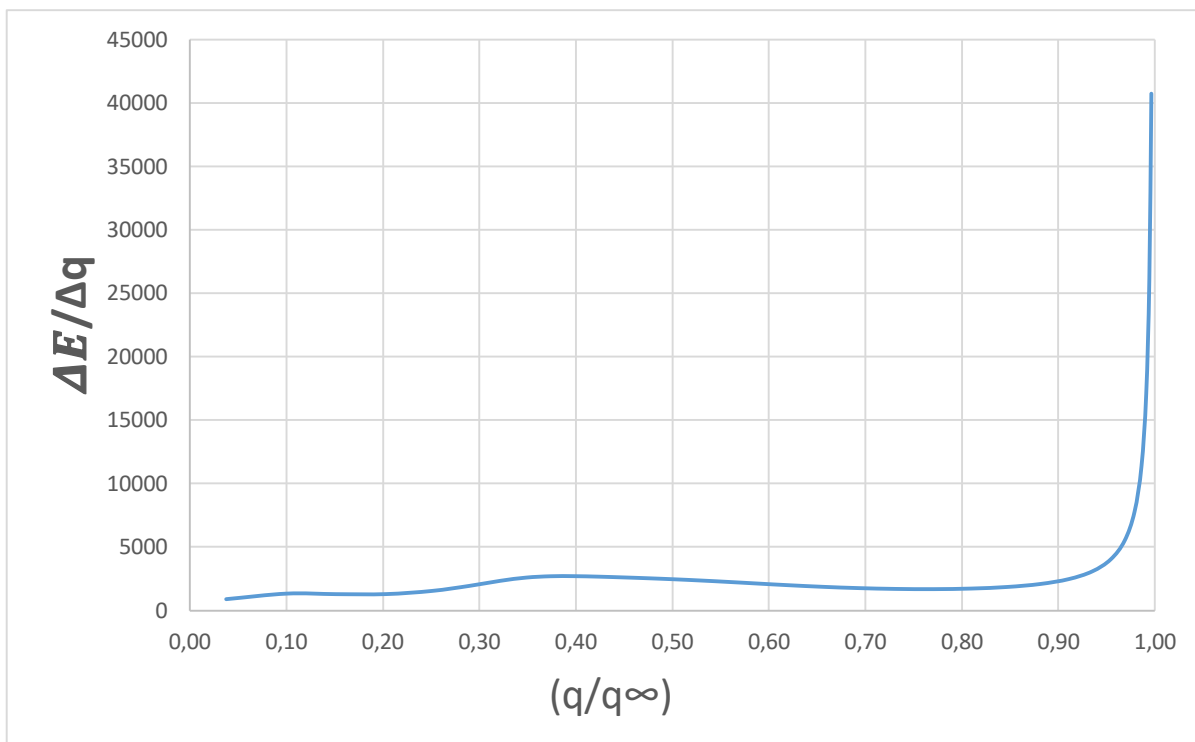


Figure 97: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation de l'orange (Bousbia et al, 2014 b) avec RN2

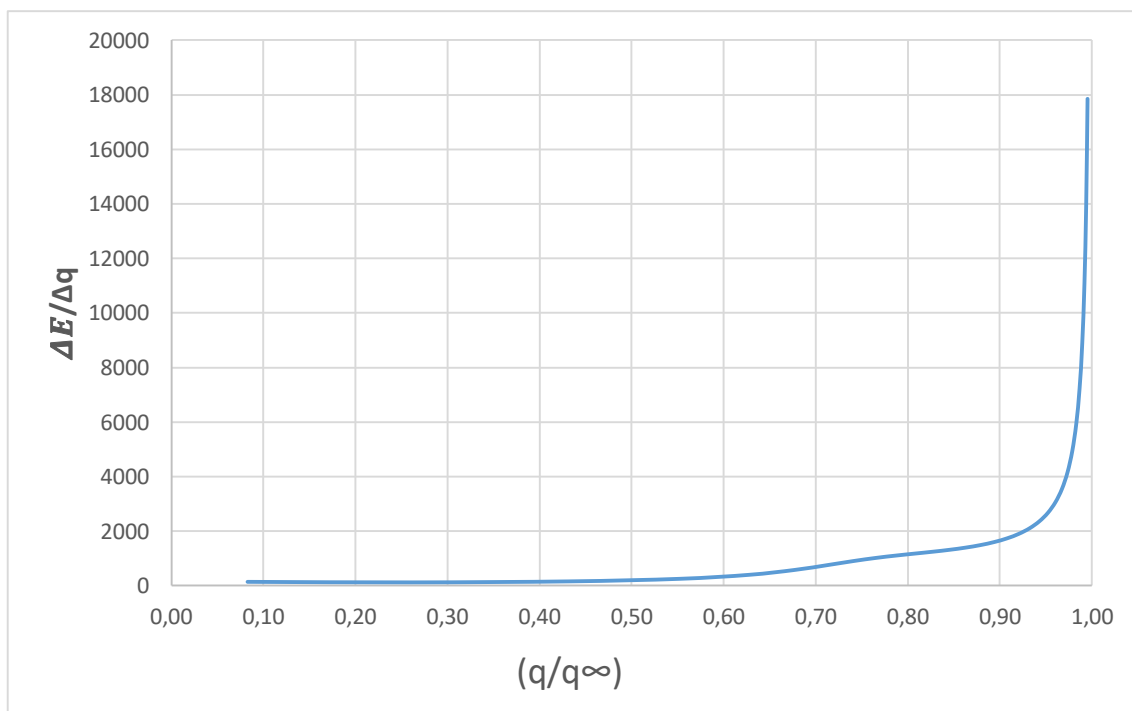


Figure 98: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l'hydrodistillation assistée par micro-ondes du Romarin (Liu et al, 2011) avec RN2

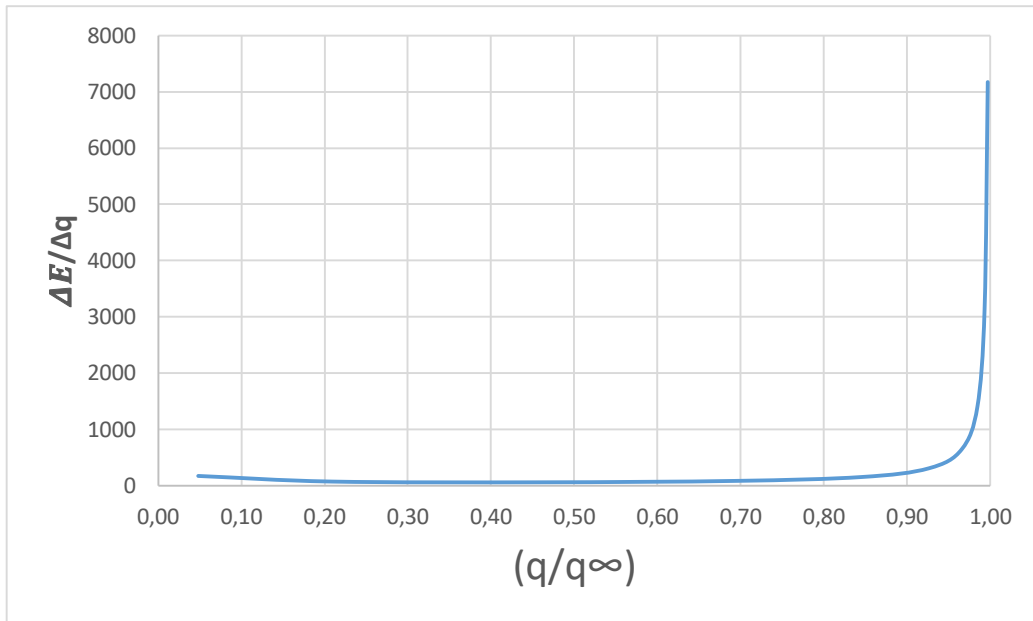


Figure 99: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l’entrainement à la vapeur d’eau assistée par micro-ondes de la Lavande (Filly et al, 2016) avec RN2

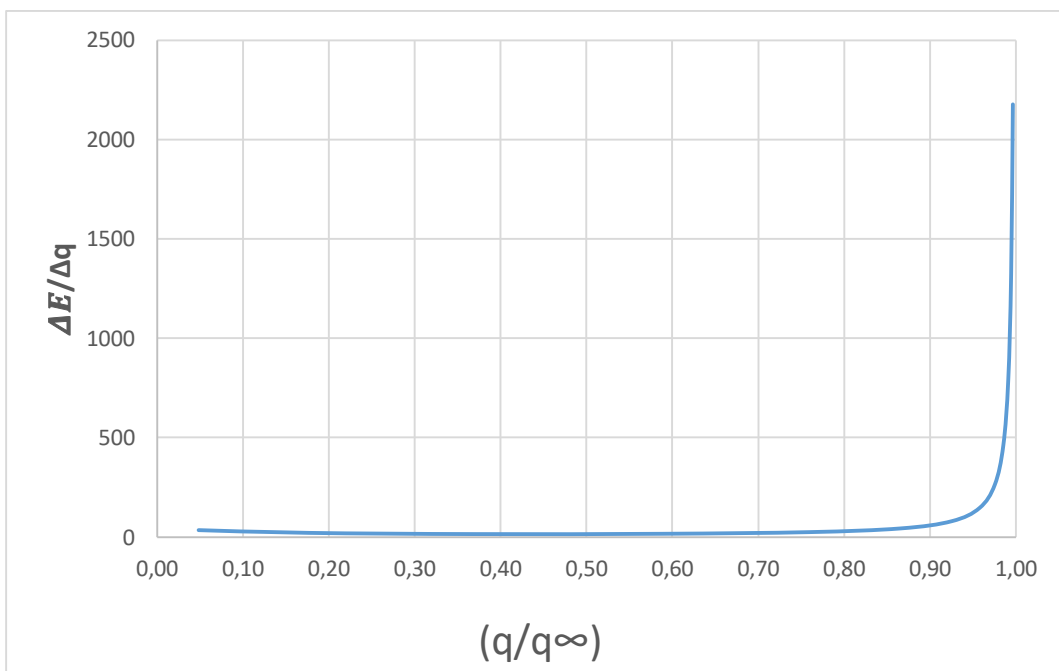


Figure 100: Résultats de la simulation de la variation de la consommation énergétique pour l’entrainement par la vapeur d’eau assistée par micro-ondes et gravité de la lavande (Farhat et al, 2009) avec RN2

Les graphiques de la variation de la consommation énergétique montrent à quel point l’extraction des dernières fractions de l’huile essentielle s’avèrent coûteuses en termes de consommation énergétique.

2.3 Conclusion

Le réseau de neurones nous a permis de représenter graphiquement la variation de la consommation énergétique en fonction de la quantité extraite ce qui permet d'avoir une idée économique sur le coût de production et la rentabilité du procédé d'extraction, et ceci en fonction de différents paramètres.

Les résultats graphiques montrent que la consommation énergétique augmente de façon exponentielle lors des dernières fractions d'huile essentielle extraite, ceci montre qu'un calcul par réseau de neurones du rendement en fonction du temps nous permet de faire une étude d'optimisation de la rentabilité d'un procédé d'extraction en choisissant les meilleures conditions opératoires.

Conclusion générale

Nous avons commencé dans ce travail par définir les huiles essentielles ainsi que les différentes méthodes d'extractions, ensuite nous avons défini les réseaux de neurones artificiels et leurs différents types, nous avons choisi le type « PMC » car il correspond à nos besoins.

La partie la plus importante dans la création d'un réseau de neurones est la construction d'une base de données, la base de données construite contient les données expérimentales de plus de 138 cinétiques d'extractions pour différents procédés, nous avons classé ces données selon leurs points communs tels que « la famille de plante », « type de dépôt », « allure de la courbe », et aussi d'autres paramètres tels que la masse de la matière végétale, le débit de vapeur traduit par la puissance consommée et le temps d'extraction. Ces paramètres d'entrées ont été indexés de sorte à créer une matrice numérique que nous avons introduit dans le logiciel « Matlab 2016 » pour créer le réseau de neurones.

La réponse dont le réseau de neurones doit nous fournir est le rendement divisé par le rendement maximal, grâce à cette approche nous avons réduit l'intervalle de ces points entre 0 et 1, ce qui augmente considérablement les performances du réseau de neurones.

Nous avons opté pour différentes approches pour organiser notre base de données afin d'obtenir les meilleurs résultats :

- Une base de données qui contient toutes les cinétiques avec les paramètres d'entrées « méthode d'extraction, masse de la matière végétale, puissance fournie, temps d'extraction ».
- Nous avons ajouté à la base précédente un autre paramètre qui est « la famille de plante ».
- Nous avons remplacé le paramètre « famille de plante » par « allure de la courbe » qui permet de séparer les cinétiques selon l'allure de leurs courbes : sigmoïdale ou exponentielle
- Nous avons séparé la base en deux classes, la première contient les données des extractions pour les méthodes conventionnelles et la deuxième contient les méthodes innovantes assistées par micro-ondes.
- Nous avons séparé la classe qui contient les méthodes assistées par micro-ondes en deux classes selon le mécanisme d'extraction.
- Notre dernière approche a été de remplacer le paramètre « famille de plante » par le paramètre « type de dépôt ».

Pour avoir un réseau de neurones performant, nous avons varié le nombre de neurones dans la couche cachée jusqu'à l'obtention de la plus petite valeur de l'erreur quadratique moyenne.

De plus la performance d'un réseau de neurones n'augmente pas avec l'augmentation de nombre de neurones, il existe une valeur optimale qui varie d'un réseau à un autre, cependant la performance du réseau de neurones est affectée par le nombre de données introduites.

Nous avons créé un réseau de neurones pour chaque base de données et simulé les résultats, puis comparé ces derniers aux données expérimentales.

La majorité des résultats des réseaux de neurones ont été satisfaisants, dont le meilleur résultat pour les réseaux où nous avons divisé la base de données en différentes classes.

Le paramètre qui a permis de construire le meilleur réseau est « la famille de plante », nous avons donc choisi le réseau de neurones construit par la base de données où nous avons indexé ce paramètre pour la simulation de la consommation énergétique.

Par cette approche, il a été montré que l'utilisation des réseaux de neurones permet donc non seulement de prédire les résultats d'un procédé d'extraction, mais aussi de choisir les paramètres optimaux pour une meilleure valorisation de la matière première et gérer la consommation énergétique et donc de réduire l'impact environnemental du procédé et augmenter sa rentabilité.

Cependant, nous n'avons utilisé qu'une seule fonction de transfert, il serait bon pour les études futures d'étudier l'influence de ce paramètre sur les résultats de la simulation, de même dans les architectures considérées, une seule couche a été considérée, il serait peut être intéressant d'optimiser le nombre de couches cachées afin d'améliorer les performances des RNA proposés, ces aspects là pourraient faire l'objet des travaux futurs.

Références bibliographiques :

Ait Abdeslam K., Ait Athmane S., 2013, Etude comparative de l'extraction assistée par micro-ondes et extraction conventionnelle : Effet sur les antioxydants de *Paronychia argentea*, 69 p, mémoire de master, département de biologie physico-chimique, Université ABDERRAHMANE MIRA-Bejaia.

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

Ackley D., Hinton G. Et Sejnowski T., 1985 "A learning algorithm for Boltzmann machines," *Cognitive Science* 9 : 147-169.

Aklil A., Bandou A., 2017, Evaluation des activités biologiques des extraits d'une Asteraceae, 98 p, mémoire de master, département de biochimie et biologie cellulaire et moléculaire, Université M'HAMED BOUGARA-Boumerdes.

Al-Hilphy A.R., Al-fekaiki D. F., Abdul-hussein R., 2015, Extraction of Essential Oils from Some Types of Umbelifera Family using Microwave-Assisted Water Distillation, *Agric. Healthcare*, 5,16-28.

Allinger N.L., Cava M.P., DeJongh D.C., Johnson C.R., Lebel N.A., Stevens C.L., 1975 «Chimieorganique», Ediscience/Mc Graw-Hill, Paris, p.813

Ammar M.Y., 2007, Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu, 194 p, Thèse de Doctorat de l'I.N. P, département de génie des procédés et de l'environnement, Ecole doctorale : Transfert, Dynamique des Fluides, Energétique & Procédés-Toulouse.

Anderson J., Rosenfeld E., 1988, Neurocomputing : Foundations Of Research, *Journal Of The History Of The Behavioral Sciences Cambridge* : Mit Press, 25,729.

Baba-Ahmed S., 2018, Modélisation des cinétiques d'extraction des huiles essentielles par les Réseaux de Neurones Artificiels « RNA », 113 p, département de génie chimique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger.

Babu G. D., Singh B., 2009, Simulation of Eucalyptus cinerea oil distillation : A study on optimization of 1,8-cineole production, *Biochem. Eng. J.*, 44,226-231.

Bakkali F., Averbeck S., Averbeck D., Idaomar M., 2008. Biological effects of essential oils –A review, *Food. Chem. Toxicol*, 46,446-475.

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

Baser K.H.C., Et Buchbauer G., 2016, Handbook of Essential Oils : Science, Technology and applications. (2nd ed.), New York : CRC Press, 994 p.

Bayramoglu B., Sahin, S. Sumnu G., 2008, Solvent-free microwave extraction of essential oil from oregano, *J. Food Eng.*, 88,535-540.

Bayramoglu B., Sahin S., Sumnu G., 2009, Extraction of Essential Oil from Laurel Leaves by Using Microwaves, Sep. Sci. Technol, 44,722-733.

Bernard T., 1988, «Informations Chimie », 179,298.

Bego Ph., 2001, Connaître l'essentiel sur les huiles essentielles. Paris : Ed. MDB, Collection aromathérapie pratique et familiale.

Belaiche P., 1979, Traité de phytothérapie et d'aromathérapie. Tome 1 : l'aromatogramme. Paris : Ed. Maloine, 442 p.

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

Benjilali B., Tantaoui-Elaraki A., Ismaïli-Alaoui M., Ayadi A., 1986, Méthode d'étude des propriétés antiseptiques des huiles essentielles par contact direct en milieu gélosé, Plantes médicinales et phytothérapie, 20,155-167.

Beneteaud E., 2011, « Les Techniques D'extraction »Comité Français Du Parfum.

Benkaci-Ali F., Baaliouamer A., Et Meklati B. Y., 2006. Kinetic Study of Microwave Extraction of Essential Oil of Nigella sativa L. Seeds, Chromatographia, 64,227-231.

Benmoussa H., Farhat A., Romdhane M., Bouajila J., 2016. Enhanced solvent-free microwave extraction of Foeniculum vulgare Mill. Essential oilseeds using double walled reactor, Arabian J. Chem.

Bevington P. R., 1992, Data Reduction and Error Analysis for the Physical Sciences. Boston : McGraw-Hill, 338 p.

Benyoussef E.-H., Hasni S., Belabbes R., Bessiere J.M., 2002, Modélisation du transfert de matière lors de l'extraction de l'huile essentielle des fruits de coriandre, Chem. Eng. J., 85,1 - 5.

Benyoussef E.-H., Saibi S., 2013, Influence of essential oil composition on water distillation kinetics, Flavour Fragr. J., 28, 300 – 308.

Bishop C., 1995, Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford : University Press, 498p.

Bousbia N., 2011, Extraction des huiles essentielles riches en anti-oxydants à partir de produits naturels et de co-produits agroalimentaires, 176 p, Thèse de doctorat, spécialisé chimie, L'Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse & Ecole Nationale Supérieure Agronomique.

Boukroufa M., Boutekedjiret C., Petigny L., Rakotomanomana N., Chemat F., 2015, Bio-refinery of orange peels waste: A new concept based on integrated green and solvent free extraction processes using ultrasound and microwave techniques to obtain essential oil, polyphenols and pectin Ultrason,Sonochem,24,72–79.

Bousbia N., Vian M. A., Ferhat M. A., Petitcolas E., Meklati B. Y., Chemat F., 2009a, Comparison of two isolation methods for essential oil from rosemary leaves : Hydrodistillation and microwave hydrodiffusion and gravity, *Food Chem*, 114,355-362.

Bousbia N., Vian M. A., Ferhat M. A., Meklati B. Y., Chemat F., 2009b, A new process for extraction of essential oil from Citrus peels : Microwave hydrodiffusion and gravity, *J. Food Eng*, 90,409-413.

Budavari S., O'Neil M. J., Smith A., Heckelman P.E., Kinneary J.F., 1996, *The Merk Index-Twelfth edition*, Whitehouse Station : Merk.

Budavari S., 1996, *The Mark Index-Twelfth*, Éd. Co White Station : Mark & Inc.

Bruneton J., 1999, *Pharmacognosie, phytochimie, plantes médicinales*. 3ème édition, Paris : Ed. TEC et DOC.

Bustamante J., Stempvoort S.V., García-Gallarreta M., Houghton J.A., Briers H.K., Budarin V.L., Matharu A.S., Clark J.H., 2016, .Microwave assisted hydro-distillation of essential oils from wet citrus peel waste, *J. Clean. Prod*, 137,598-605.

Chalchat J.K., Carry L. P., Menut C., Lamaty G., Malhuret R., Chopineau J., 1997, Correlation between chemical composition and antimicrobial activity. VI. Activity of some African essential oils, *J. Essent. Oil Res*, 9,67-75.

Changeux J. P., 1983, *L'homme neuronal*, Collection Pluriel, Fayard, ISBN 2-01-009635-5.

Chemat S., Lagha A., Ait amar H. et Chemat F., 2003 : Ultrasound assisted microwave digestion. *Ultrasoni. Sonochemi.*, 11,5-8.

Chemat S., Lagha A., Ait Amar H., Bartels P.V., Chemat F., 2004a, Comparison of conventional and ultrasound-assisted extraction of carvone and limonene from caraway seeds, *Flavour and Fragrance Journal*, 19,188 – 195.

Chemat F., Vian M., Visoni F., 2008, Microwave hydrodiffusion for isolation of natural products. *Brevet Européen*, EP 1 955 749 A1.

Chemat F., Tomao V. et Virost M., 2008 : Ultrasound-assisted extraction in food analysis. In *Handbook of Food Analysis Instruments* by Semith ötles (pp. 85 – 103). Boca Raton, Florida, USA : CRC Press.

Chemat F., Lucchesi M., Smadja J., Favretto L., Colnaghi G., Visoni F., 2006, Microwave accelerated steam distillation of essential oil from lavender : A rapid, clean and environmentally friendly approach, *Anal. Chim. Acta*, 555,157-160.

Chen F., Zu Y., Yang L., 2015, A novel approach for isolation of essential oil from fresh leaves of *Magnolia sieboldii* using microwave-assisted simultaneous distillation and extraction, *Sep. Purif. Technol*, 154,271-280.

Chen F., Jia J., Zhang Q., Gu H., Yang L., 2017a, A modified approach for isolation of essential oil from fruit of *Amorpha fruticosa* Linn using microwave-assisted hydrodistillation concatenated liquid-liquid extraction, *J. Chromatogr*, 1524,254-265.

Chenni M., Abed D. E., Rakotomanomana N., Fernandez X., Chemat F., 2016, Comparative Study of Essential Oils Extracted from Egyptian Basil Leaves (*Ocimum basilicum* L.) Using Hydro-Distillation and Solvent-Free Microwave Extraction, *Molecules*, 21,113-129.

Craveiro A.A., 1989, Microwave Oven Extraction Of An Essential Oil, *Flav. Fragr J*, 4,43 – 44.

Damyeh M. S., Niakousari M., 2015, Impact of ohmic-assisted hydrodistillation on kinetics data, physicochemical and biological properties of *Prangos ferulacea* Lindle. Essential oil : Comparison with conventional hydrodistillation, *Innovative Food Sci. Emerg. Technol*, 33,387-396.

Desai M. A., Parikh J., De A. K., 2014, Modelling and optimization studies on extraction of lemongrass oil from *Cymbopogon flexuosus* (Steud.), *Wats. Chem. Eng. Res*, 92,793-803.

Desai M. A., Parikh J., 2015, Extraction of Essential Oil from Leaves of Lemongrass Using Microwave Radiation : Optimization, Comparative, Kinetic, and Biological Studies. *ACS Sustainable Chem. Eng*, 3,421-431.

Drew P.J., 2000, MONSON (J.R.T.) Artificial neural networks, *Surgery*, 127,3-11

Dreyfus G., 2000, Réseaux De Neurones : Méthodologie Et Application, Paris : Eyrolles.

Eskilsson C.S., Bjorklund E., 2000, Analytical-scale microwave-assisted extraction, *Journal of Chromatography*, 902,227–250.

Farhat A., Ginies C., Romdhane M., Chemat F., 2009, Eco-friendly and cleaner process for isolation of essential oil using microwave energy Experimental and theoretical study, *Journal of Chromatography A*, 1216,5077-5085.

Farhat A., Fabiano-Tixier A.-S., Visinoni F., Romdhane, M., Chemat F., 2010, A surprising method for green extraction of essential oil from dry spices : Microwave dry-diffusion and gravity, *J. Chromatogr A*, 1217,7345–7350.

Farhat A., Fabiano-Tixier A.-S., Maataoui M. E., Maingonnat J.-F., Romdhane, M., Chemat F., 2011, Microwave steam diffusion for extraction of essential oil from orange peel : Kinetic data, extract's global yield and mechanism, *Food Chem*, 125,255-261.

Fathy A.F.A., Abdelbaki M.M., El Warraki A.G., Abbas S., 1965, Studies on the essential oil of Rosemary, 1- isolation of Rosemary oil. *Annals of Agri. Sciences, Faculty of Agri., University of Cairo*, 137-153.

Ferhat M., Meklati B. Y., Smadja J., Chemat F., 2006, An improved microwave Clevenger apparatus for distillation of essential oils from orange peel, *J. Chromatog. A*, 1112,121-126.

Ferhat M. A., Meklati B. Y., Chemat F., 2007, Comparison of different isolation methods of essential oil from Citrus fruits : cold pressing, hydrodistillation and microwave 'dry' distillation, *Flavour Fragrance – J*, 22,494-504.

- Filly A., Fernandez X., Minuti M., Visinoni F., Cravotto G., Chemat F., 2014**, Solvent-free microwave extraction of essential oil from aromatic herbs : From laboratory to pilot and industrial scale, *Food Chem*, 150,193–198.
- Filly A., Fabiano-Tixier A., Louis C., Fernandez X., Chemat F., 2016**, Water as a green solvent combined with different techniquesfor extraction of essential oil from lavender flowers, *C. R. Chimie*, 19,707-717.
- Finar I.L., 1994**, « Organic chemistry » Londres : Ed. Longman Scientific et Technical,2, 701.
- Franco-Vega A., Ramírez-Corona N., Palou E., Lopez-Malo A., 2016**, Estimation of mass transfer coefficients of the extraction process of essential oil from orange peel using microwave assisted extraction,*J. Food Eng*,170, 136-143.
- Gavahian M., Farahnaky A., Farhoosh R., Javidnia K., Shahidi F., 2015**, Extraction of essential oils from *Mentha piperita* using advanced techniques : Microwave versus ohmic assisted hydrodistillation, *Food Bioprod. Process.*, 94, 50-58
- Golmakani M.-T., Rezaei K., 2008**. Comparison of microwave-assisted hydrodistillation with the traditional hydrodistillation method in the extraction of essential oils from *Thymus vulgaris* L.*Food Chem.*, 109, 925–930.
- Golmakani M.-T., Moayyedi M., 2015**, Comparison of heat and mass transfer of different microwave-assisted extraction methods of essential oil from Citrus limon (Lisbon variety) peel, *Food Sc. Nutr.*, 3, 506-518.
- Guignard J. L., 2000**, «Biochimie végétale», Masson, Paris, 166
- Hebb D.O., 1949**, The organisation of behavior, Wiley, New-york.
- Hopfield J.,1982**, Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proceedings of the National Academy of Sciences*,79,2554-2558.
- Huie C. W., 2002**, A review of modern sample-preparation techniquesfor the extraction and analysis of medicinal plants, *Anal Bioanal Chem*, 373,23-30.
- Izadifar M., Abdolahi F., 2006**, Comparaison Between Neural Network And Mathematical Modeling Of Supercritical Co2 Extraction Of Black Pepper Essential Oil, *The Journal Of Supercritical Fluids*, 38,37-43.
- James W., 1890**, Psychology (Briefer Course), New york : Holt, Chapter XVI, "Association,"pp. 253-279.
- Jain T., Jain V., Pandey R., Vyas A., Shukla S.S., 2009**, Microwave assisted extraction for phytoconstituents – An overview, *Asian J. Research Chem*, 12, 19-25.
- Jiao J., Gai Q.Y., Fu Y.J., Yuan-Gang Zu M. L., Zhao C.J., Li C.Y., 2013**, Microwave-assisted ionic liquids treatment followed by hydro-distillationfor the efficient isolation of essential oil from *Fructus forsythiae* seed, *Sep. Purif. Technol*, 107,228-237.

Kalakh M., 2013, Modélisation d'un réseau de neurones d'un canal web UWBD'un environnement minier souterrain, 83 p, mémoire de fin d'étude, département de génie, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue.

Kapas Á., Andras C. D., Dobre T. G., Vass E., Szekely G., Stroescu M., Lanyi S., 2011, The kinetics of essential oil separation from fennel by microwave hydrodistillation (MWHD), UPB Scientific Bulletin, Series B : Chem. Mater. Sci, 73,113-120.

Khajeh M., Moghaddam M.G. Shakeri M., 2012, Application Of Artificial Neural Network In Predicting The Extraction Yield Of Essential Oils *Diplotaenia Cachrydifolia* By Supercritical Fluid Extraction, The Journal Of Supercritical Fluids, 69,91-96.

Kingston M.M., Hashwell S.J., 1997 : Microwave – Enhanced Chemistry, Fundamentals, Sample Preparation, and applications. Edition American Chemistry Society, Washington, DC, 772 p.

Kohonen T., 1982, "Self-Organized Formation Of Topologically Correct Feature Maps", Biological Cybernetics, 43,59-69.

Koul V., Gandotra B., Koul S., Ghosh S., 2004, Steam distillation of lemon grass (*Cymbopogon* spp.), Indian J. Chem. Technol, 11,135-139.

Kusuma H. S., Mahfud M., 2016a, Microwave hydrodistillation for extraction of essential oil from *Pogostemon cablin* Benth : Analysis and modelling of extraction kinetics, J. Appl. Res. Med. Aromat. Plants, 61,82-92.

Kusuma H. S., Amelia P. D., Admiralia C., Mahfud M., 2016b, Kinetics study of oil extraction from *Citrus auranticum* L. by solvent-free microwave extraction, Commun. Sci. Technol, 1,15-18.

Kusuma H., Mahfud M., 2017a, The extraction of essential oils from patchouli leaves (*Pogostemon cablin* Benth) using a microwave air-hydrodistillation method as a new green technique, R. Soc. Chem, 7,1336-1347.

Kusuma H. S., Mahfud M., 2017b, Comparison of conventional and microwave-assisted distillation of essential oil from *Pogostemon cablin* leaves : Analysis and modelling of heat and mass transfer, J. Appl. Res. Med. Aromat. Plants, 87,55-65.

Kusuma H. S., Altway A., Mahfud M., 2017c, Alternative to conventional extraction of vetiver oil : Microwave hydrodistillation of essential oil from vetiver roots (*Vetiveria zizanioides*). IOP Conf. Ser. : Earth Environ. Sci, 101, 012015.

Lamamra M., 2010, Contribution à l'étude de la composition chimique et de l'activité antimicrobienne des huiles essentielles de *Tinguarra sicula* (L.) Parl. et de *Filipendula hexapetala* Gibb, 107 p, mémoire de magister, département de biologie, université de Ferhat Abbas-Sétif.

Lashkarbolooki M., Shafipour Z.S., Hezave A.Z., 2013, Trainable Cascade-Forward Back-Propagation Network Modeling Of Spearmint Oil Extraction In A Packed Bed Using Sc-Co₂ The Journal Of Supercritical Fluids, 73,108-115.

Laurent A., Delerme C., Desmares C., 2008, Recommandations relatives aux critères de qualité des huiles essentielles, Agence française de sécurité sanitaire des produits de santé.

Lawrence B.M., 1980, Essential oils, Perfumer and Flavorist.

Luque de castro M.D. et Friego-Capote F., 2007 : Ultrasound assistance to liquidliquid extraction : A debatable analytical tool. *Analytica Chimica Acta*, 583, 2– 9.

Lions P-L., 2003, Modélisation Mathématique.

Liu T., Sui X., Zhang R., Yang L., Zu Y., Zhang L., Zhang Z., 2011, Application of ionic liquids based microwave-assisted simultaneous extraction of carnosic acid, rosmarinic acid and essential oil from *Rosmarinus officinalis*, *J. Chromatogr. A*, 1218,8480-8489.

Li Y., Fabiano-Tixier A.S., Chemat F., 2014, « Essential Oils As Reagents In Green Chemistry »Springerbriefs In Green Chemistry For Sustainability, 78 p.

Li Y., 2013, Microwave-Assisted Extraction For Bioactive Compounds : Theory And Practice, Éd. Springer Food Engineering Series, New York : Chemat, F. ; Cravotto, G., 103-126

Lucchesi M.E., Chemat F., Smadja J., 2004, Solvent-Free Microwave Extraction Of Essential Oil From Aromatic Herbs : Comparison With Conventional Hydro-Distillation. *Journal Of Chromatography A*, 1043,323-327

Lucchesi M. E., Chemat F., Smadja J., 2004, Solvent-free microwave extraction of essential oil from aromatic herbs : comparison with conventional hydro-distillation, *J. Chromatogr. A*, 1043,323-327.

Mandal V., Mohan Y., Hemalatha S., 2007, Microwave Assisted Extraction – An Innovative and Promising Extraction Tool for Medicinal Plant Research, *Pharmacognosy Reviews*, 1,7-18.

Marković M. S., Milojević S. Ž. Bošković-Vragolović N., Pavićević V. P., Babincev L. M., Veljković V. B., 2018, A new kinetic model for the common juniper essential oil extraction by microwave hydrodistillation. *Chinese, J. Chem. Eng.*

Masango P., 2005, Cleaner production of essential oils by steam distillation, *J. Cleaner*, 13,833–839.

Mayer F., 2012, Utilisation thérapeutique des huiles essentielles : étude de cas en maison de retraite, 108 p, thèse en vue d'obtenir un diplôme d'Etat de Docteur en Pharmacie, Faculté de pharmacie, Université de Lorraine.

Mc Culloch W.S., Pitts W., 1943, A Logical Calculus Of The Ideas Immanent In Nervous Activity, *Bulletin Of Mathematical Biophysics*, 5,115-133.

Mellouk H., Meullemiestre A., Maache-Rezzoug Z., Bejjani B., Dania A., Rezzoug S.-A., 2016, Valorization of industrial wastes from French maritime pine barkby solvent free microwave extraction of volatiles, *J. Cleaner. Prod.*, 112,4398-4405.

Mengal P., 1993, Vmhd : Extraction D'huile Essentielle Par Micro-Ondes, Cosmétiques, Aromes, 114,66-67.

Metaxas A.C., Meredith, R.J., 1988, Industrial Microwave Heating, London : Stevenage : Iet.

Meullemiestre A., 2015, « Modern Techniques And Solvents For The Extraction Of Microbial Oils »Springerbriefs In Green Chemistry For Sustainability, 52.

Milojević S. Ž. Radosavljević D. B., Pavićević V. P., Pejanović S., 2013, Modeling the kinetics of essential oil hydrodistillation from plant materials, Hemijska Industrija, 67,843-859.

Milojevic S. Z., Stojanovic T. D., Palic R., Lazic M. L., Veljkovic V. B., 2008, Kinetics of distillation of essential oil from comminuted ripe juniper (*Juniperus communis* L.) berries, Biochem. Eng. J, 39,547-553.

Minsky M., Papert S., 1988, Perceptrons : an introduction to computational geometry, MIT Press, expanded edition.

Mitra P., Barman P.C., 2011, Coumarin Extraction From *Cuscuta Reflexa* Using Supercritical Fluid Carbon Dioxide And Development Of An Artificial Neural Network Model To Predict The Coumarin Yield, Food Bioprocess Technologie, 4,737-744.

Moja S., Jullien F., 2014, Les menthes, diversité des espèces et composition chimique, Jardins de France n°630 « Simples et aromatiques : le bien être à cultiver ».

Moncada J., Tamayo J.A., Cardona C.A.,2016, Techno-economic and environmental assessment of essential oil extraction from *Oregano* (*Origanum vulgare*) and *Rosemary* (*Rosmarinus officinalis*) in Colombia, Industrial Crops and Products, 54 ,175–184.

Moody J., Darken C. J., 1989, Fast Learning In Networks Of Locally-Tuned Processing Units, Neural Computation, 1.

Mrabti F., Seridi H., 2009, "Comparaison De Méthodes De Classification Réseau Rbf, Mlp Et Rvflnn1", Damascus University Journal, 25.

Msaaf M., Belmajdoub F., 2015, « L'application Des Réseaux De Neurone De Type “ Feedforward ” Dans Le Diagnostic Statique ». - Tanger.

Paméla D., Buessler J.L., Urban J.Ph., 2012, Reconnaissance d'objets par apprentissage d'images - Réseaux de neurones à champs récepteurs aléatoires, article, Laboratoire MIPS, Université de Haute Alsace, Lyon.

Pao Y., 1989, Adaptive Pattern Recognition And Neural Networks.

Parizeau, 2004, Réseaux de neurones, université de l'aval.

Paris M., Hurabielle M., 1981, Abrégé de matière médicale (pharmacognosie) : Ed. Masson .339.

Park Y.L., Tak J.H., 2016, « Essential Oils For Arthropod Pest Management In Agricultural Production Systems », Essential Oils In Food Preservation, Flavor And Safety, Éd. Preedy Victor. - Usa : Elsevier Science & Technology Books, 61-70

Park J.W., Harley R., Venayagamoorthy G., 2002, "Comparison Of Mlp And Rbf Neural Networks Using Deviation Signals For On-Line Identification Of A Synchronous Generator," Power Engineering Society Winter Meeting Ieee, 274-279.

Pavicevic V. P., Markovic M. S., ŽMilojevic S., Ristic, M. S., Povrenovic D. S., Veljkovic V. B., 2016, Microwave-assisted hydrodistillation of juniper berry essential oil : kinetic modeling and chemical composition, J. Chem. Technol. Biotechnol, 91,883-891.

Périno-Issartier S., Ginies C., Cravotto G., Chemat F., 2013, A comparison of essential oil obtained from lavandin via different extraction processes : Ultrasound, microwave, turbohydrodistillation, steam and hydrodistillation, Chromatogr. A, 1305,41-47.

Rajkovic K., 2015, Inhibitory Effect Of Thyme And Cinnamon Essential Oils On *Aspergillus flavus* : Optimization And Activity Prediction Model Development, Industrial Corps And Products, 65,7-13.

Razzaghi S., Arabhosseini A., Turk M., Soubrat T., Cendres A., Kianmehr M., Chemat F., 2018, Operational efficiencies of six microwave based extraction methods for orange peel oil, J. Food Eng, 241,26–32.

Rezvanpanah S., Rezaei K., Razavi S.H., Moini S., 2008, Use of Microwave-assisted Hydrodistillation to Extract the Essential Oils from *Satureja hortensis* and *Satureja montana*, Food Sci. Technol. Res, 14,311-314.

Richard J. A., 1999, Toxicology Brief.

Richter G., 1993, « Métabolisme Des Végétaux », Physiologie Et Biochimie, Universitaires, Presses Polytechniques Et Romandes, 292.

Rosenblatt F., 1958, The Perceptron : A Probabilistic Model For Information Storage And Organization In The Brain, Psychological Review, 65,386-408.

Roussy G., Pearce G., 1995, Foundations And Industrial Applications Of Microwaves And Radio Frequency Fields, Éd. Sons John Wiley &., Chichester.

Rudolf E., 1968, Gas-liquid chromatography of terpenes XVI, the volatile oil of the leaves of *Juniperus Aster. Ashee*. Can, J. Chem, 46,83-679.

Rumelhart D., Hinton G., Williams R., 1986, Learning Internal Representations By Error Propagation, Parallel Distributed Processing, Éd. McClelland D. Et Rumelhart J., Cambridge : Mit Press, 1,318-362,

Sahraoui N., Abert Vian M., Bornard I., Boutekedjiret C., Chemat F., 2008, Improved microwave steam distillation apparatus for isolation of essential oils Comparison with conventional steam distillation, Journal of Chromatography A, 1210 ,229-233,

Sahraoui N., Vian M., Maataoui M., Boutekedjiret C., Chemat F., 2011, Valorization of citrus by-products using Microwave Steam Distillation (MSD), *Innovative Food Sci. Emerg. Technol.*, 12,163–170.

Sahraoui N., 2013, mise au point d'un nouveau procédé d'extraction d'huiles essentielles assisté par micro-ondes : application à la valorisation de plantes locales et comparaison avec les procédés, 145p, thèse de doctorat en science, génie chimique, ENP, Alger.

Sahraoui N., Hazzit M., Boutekedjiret C., 2017, Effects of microwave heating on the antioxidant and insecticidal activities of essential oil of *Origanum glandulosum* Desf. Obtained by microwave steam distillation, *J. Essent. Oil Res.*, 29,420-429.

Salisova M., Toma S. et Mason T.J., 1997 : Comparison of conventional and ultrasonically assisted extractions of pharmaceutically active compounds from *Salvia officinalis*. *Ultrasonics Sonochemistry*, Vol. 4, pp : 131 - 134

Sallé J. L., 1991, « Les huiles essentielles ; Synthèse d'aromathérapie et introduction à la sympathicothérapie », Edition Frison –Roche, Paris, 21.

Sanchez-Prado L., 2015, Microwave-assisted extraction of emerging pollutants in environmental and biological samples before chromatographic determination, *Trends Analyt. Chem.*, 71,119-143.

Scheffer J.J.C., 1996, Various methods for the isolation of essential oils, *Phytother. Res.*, 10.

Schmitt A., Le Blanc B., Corsini M.M., Lafond C., Bruzek J., 2001, « Les réseaux de neurones artificiels », *Bulletins et mémoires de la Société d'Anthropologie de Paris*, 13.

Seu-Saberno M., Blakeway J., 1984, Le moule de chêne, une base de la parfumerie, Pour la science, Edition Française de Scientific American, 83

Shokri A., Hatami T., Khamforoush M., 2011, Near Critical Carbon Dioxide Extraction Of Anise (*Pimpinella Anisum* L.) Seed : Mathematical And Artificial Neural Network Modeling, *The Journal Of Supercritical Fluids*, 58,49-57.

Silou T., Malanda M., Loubaki L., 2004, Optimisation de l'extraction de l'huile essentielle de *Cymbopogon citratus* grâce à un plan factoriel complet, *J. Food Eng.*, 65 ,219-223.

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

Sovová H., Aleksovski S. A., 2006, Mathematical model for hydrodistillation of essential oils, *Flavour Fragrance J.*, 21,881 - 889.

Stashenko E.E., Jaramillo B.E., Martinez J.R., 2004, 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 , *J. Chroma. A*, 1025,93 – 103.

- Sutour S.**, étude de la composition chimique d'huiles essentielles et d'extraits de menthes de Corse et de Kumquats, 222 p, thèse de doctorat, département de chimie, Université de Corse, 2010.
- Sylvain S., 2010**, Etude de la composition chimique d'huiles essentielles et d'extraits de menthe de Corse et de Kumquats, thèse en vue d'obtenir le grade de docteur à l'université de corse, département de Chimie organique et analytique. Université de Corse.
- Teissedre P.L., Waterhouse A. L. J., 2000**, Inhibition of Oxidation of Human Low-Density Lipoproteins by Phenolic Substances in Different Essential Oils Varieties, *Agric. Food Chem.* 48, 3801-3805.
- Temelli F., Saldana M., Moquin P., M. Sun., 2007**, Supercritical fluid extraction of specialty oils. In : J. L. Martinez, *Supercrit. Fluid Extraction of Nutraceuticals. Bioact. Compounds*, Boca Raton : CRC Press. 424,
- Thakker M.R. Parikh J.K., 2016**, Microwave Assisted Extraction Of Essential Oil From The Leaves Of Palmarosa : Multi-Response Optimization And Predictive Modelling, *Industrial Crops And Products*, 86,311-319.
- Thomas, H. C., 1944**, Heterogeneous Ion Exchange in a Flowing System., *J. Am. Chem. Soc.* 66,664–1666.
- Touzet C., 1992**, Les réseaux de neurones artificiels, cours et exercices et travaux pratiques.
- Veggi P.C., Martinez J., Meireles M.A.A., 2013**, « Fundamentals Of Microwave Extraction» *Microwave Assisted Extraction For Bioactive Compounds*, Éd. F.Chemat Et G.Cravotto, New York.
- Veggi P.C., Martinez J., Meireles M.A.A., 2012**, Fundamentals of Microwave Extraction. In: Chemat F., Cravotto G. (eds) *Microwave-assisted Extraction for Bioactive Compounds*, Food Engineering Series. Springer, Boston, MA, 15-52, 240.
- Vernon F., Richard H., 1976**, Quelques épices et aromates et leurs huiles essentielles, *APRIA*, 2,151-166.
- Vian M. A., Fernandez, X., Visinoni F., Chemat F., 2008**, Microwave hydrodiffusion and gravity, a new technique for extraction of essential oil, *J. Chromatogr. A* ,1190 ,14-17.
- Vinatoru M., Toma M., Radu O., Filip P.I., Lazurca D. et Mason T.J., 1997** : The use of ultrasound for the extraction of bioactive principles from plant materials. *Ultrasonics Sonochemistry*, Vol. 4, pp : 135 - 139.
- Vinatoru M., Toma M., Mason T.J., 1999** : Ultrasound-assisted extraction of bioactive principles from plants and their constituents. *Adv. Sonochem.*, 5,209 – 247.
- Vinatoru M., 2001** : An overview of ultrasonically assisted extraction of bioactive principles from herbs. *Ultrasonics Sonochemistry*, 8,303-313.

WIJESEKARA R.O.B., RATNATUNGA C.M., DURBECK K., 1997 : The distillation of essential oils. Manufacturing and plant Construction Handbook. Eschborn, Federal Republic of Germany, Protrade, Department of foodstuffs & Agriculturak Products.

Widrow B., Hoff D.E., 1960 adaptative switching circuits, IRE Western Electric Show and convention Record, 4,96-104.

White H., 1992, Artificial neural networks, Blackwell, New York, 329.

Zeigler B., 1976, *Theory of Modelling and Simulation*, Malabar : Robert E. Krieger Publishing Company Inc.

Zekovic Z., 2017, Supercritical Fluid Extraction Of Coriander Seeds : Kinetics Modelling And Ann Optimization The Journal Of Supercritical, 125, 88-95.

Zhao C., Yang X., Tian H., Et Yang L, 2018, An improved method to obtain essential oil, flavonols and proanthocyanidins from fresh *Cinnamomum japonicum* Sieb. Leaves using solvent-free microwave-assisted distillation followed by homogenate extraction, Arabian J. Chem.