

MODELISATION DE LA CINETIQUE DE SECHAGE DES FEVES DE CACAO PAR DES MODELES SEMI-EMPIRIQUES ET PAR UN RESEAU DE NEURONES ARTIFICIELS RECURRENT: CAS DU SECHAGE MICROONDE PAR INTERMITTENCE

Nogbou Arsène Landry Igor

Institut National Polytechnique Houphouët Boigny (INP-HB), Laboratoire des Procédés Industriels et de Synthèses des Energies Nouvelles (LAPISEN), Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

Université Nangui Abrogoua, Unité de Formation et de Recherche des Sciences et Technologies des Aliments (UFR-STA), Laboratoire de Nutrition et de sécurité Alimentaire, Abidjan, Côte d'Ivoire

AkmeI Djedjro Clement

Institut National Polytechnique Houphouët Boigny (INP-HB), Laboratoire des Procédés Industriels et de Synthèses des Energies Nouvelles (LAPISEN), Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

Brou Kouakou

Université Nangui Abrogoua, Unité de Formation et de Recherche des Sciences et Technologies des Aliments (UFR-STA), Laboratoire de Nutrition et de sécurité Alimentaire, Abidjan, Côte d'Ivoire

Assidjo Nogbou Emmanuel

Institut National Polytechnique Houphouët Boigny (INP-HB), Laboratoire des Procédés Industriels et de Synthèses des Energies Nouvelles (LAPISEN), Yamoussoukro, Côte d'Ivoire

Abstract

This study aimed to describe the cocoa beans behavior, and to predict the cocoa beans moisture content, during an intermittent microwave drying at 3 power levels (450 w, 600 w and 700 w). Experiments were carried out on fermented cocoa beans using a domestic microwave oven. The data obtained were adjusted using five semi-empirical models of drying on thin layer and a recurrent artificial neural network. Among the semi empirical models used, Page model was observed the most appropriate one for describing the cocoa beans behavior. For the various power levels, it

presented respectively R^2 of 0.9993, 0.9971 and 0.9967. The recurrent artificial neural network used ($R^2 > 0.999$), presented a good ability to predict the moisture content of cocoa beans.

Keywords: Drying, Microwave, Cocoa, Modelling, Artificial Neural Networks

Resume

Cette étude a eu pour objectif de décrire le comportement des fèves de cacao, et de prédire leur teneur en eau, au cours d'un séchage microonde par intermittence à différents niveaux de puissance (450 w, 600 w, 700 w). Des expériences ont été effectuées sur des fèves de cacao fermentées à l'aide d'un four microonde domestique. Les données obtenues ont été ajustées à l'aide de 5 modèles semi-empiriques de séchage sur couche mince et d'un réseau de neurones artificiels récurrent. Parmi les modèles semi empiriques considérés, le modèle de Page a été choisi comme le modèle le plus approprié à décrire le comportement des fèves de cacao. Pour les différentes puissances microondes, il a présenté respectivement un R^2 de 0,9993, 0,9971, 0,9967. Le réseau de neurones artificiels employé, a présenté de bonnes aptitudes à prédire la teneur en eau des fèves de cacao avec des $R^2 > 0,999$.

Mots clés : Séchage, Microonde, Cacao, Modélisation, Réseau de Neurones Artificiels

Introduction

Le séchage est l'une des plus vieilles techniques de conservation des produits agricoles. C'est une technique d'élimination de l'eau qui implique un transfert de chaleur et un transfert de masse. Le séchage est une opération post-récolte très importante dans la transformation des fèves de cacao. Il permet de diminuer la teneur en eau des fèves de cacao (60-55 % à 7 %) et d'éliminer une grande partie de l'acide acétique (Barel, 2013). Pour ces raisons, il est nécessaire de le maîtriser afin de l'optimiser. La maîtrise du séchage implique nécessairement une aptitude à prédire, à tout instant, l'évolution des caractéristiques physiques de séchage tel que la teneur en eau du produit. Cette aptitude peut être obtenue grâce à la modélisation. Plusieurs modèles mathématiques ont été proposés pour décrire le processus de séchage. Ils peuvent être classés en modèles théoriques, modèles semi empiriques et modèles empiriques (Prati, 1990). Les modèles théoriques selon leur complexité, détaillent finement les mécanismes de transfert. Malheureusement, la difficulté d'obtention de certains paramètres limite parfois leur utilisation.

Les modèles semi-empiriques et empiriques, ne permettent pas de distinguer l'ensemble des mécanismes internes de transfert de l'eau. Cependant, à cause de leur aptitude à faire de bon ajustement, ils sont largement employés dans des travaux de séchage, particulièrement dans la description du comportement de l'eau dans le produit (Dadali *et al.*, 2007 ; Hii *et al.*, 2008; Murthy et Manohar, 2012). Parmi les modèles empiriques, les réseaux de neurones artificiels, bénéficient depuis quelques années d'un intérêt particulier dans le domaine du séchage. En effet, plusieurs chercheurs ont utilisé les réseaux de neurones artificiels comme outil de modélisation pour prédire les paramètres physiques du séchage (Ramesh *et al.*, 1995 ; Sreekanth *et al.*, 1998 ; Hernandez-perez *et al.*, 2004).

Cette étude a eu pour objectif de déterminer un modèle semi empirique capable de décrire le comportement de l'eau dans des fèves de cacao au cours du séchage microonde par intermittence, et de prédire la teneur en eau des fèves de cacao à l'aide d'un réseau de neurones artificiels récurrent.

Materiel et methodes

Procédure de séchage

Les expériences de séchage microonde des fèves de cacao ont été effectuées à l'aide d'un four à microonde domestique (Samsung MW712K, Malaisie). Le séchage microonde par intermittence, avec un rapport d'impulsion (RI) de 6 a été adopté. Le RI a été défini par l'expression suivante (Gunasekaran, 1999) :

$$RI = \frac{t_{on}+t_{off}}{t_{on}} \quad (1) ;$$

Avec

t_{on} : Temps de mise en marche des microondes (60 s) ;

t_{off} : Temps d'arrêt des microondes (300 s) ;

Les expériences ont été menées avec 3 niveaux de puissances (450 w, 600 w, 700 w). Au cours des expériences de séchage microonde, chaque échantillon (200 g ; cv= 0,28 %) a été mis sur le plateau rotatif placé au centre du four à microonde. La teneur initiale moyenne en eau des fèves a été de 57,38 % ± 0,13 % (base humide) au début des expériences.

L'énergie microonde a été appliquée par intermittence, jusqu'à ce que la masse de l'échantillon ait atteint un niveau correspondant à une teneur en eau de 7,5 % (base humide), considérée comme la teneur en eau du cacao marchand.

Par intervalle de 6 min, la perte en eau de chaque échantillon a été enregistrée à l'aide d'une balance (RADWAG PS 2500/X, Pologne) de précision 0,01 g. Pour chaque niveau de puissance, 9 répétitions ont été effectuées. La figure 1 présente le dispositif de séchage employé.

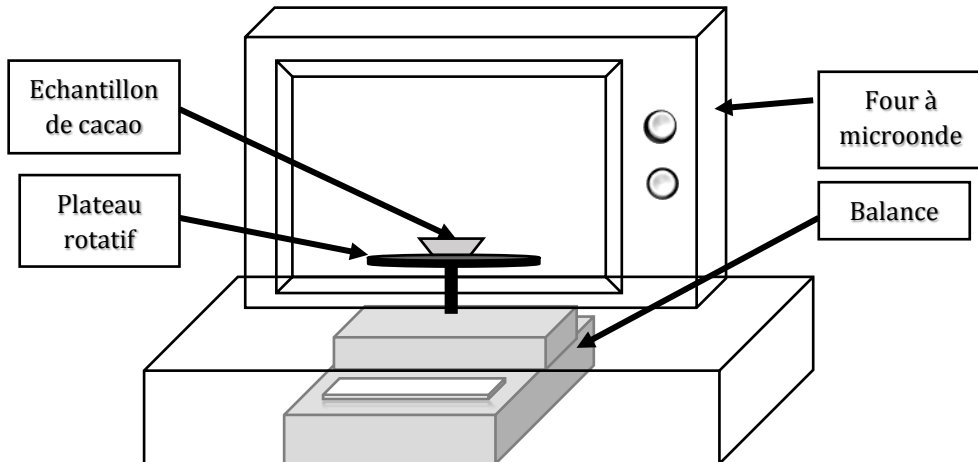


Figure 1 : Schéma du dispositif expérimental de séchage

Cinétique de séchage

La teneur en eau des échantillons à tout instant t a été transformée en teneur en eau réduite (Darvishi *et al.*, 2013). Cette dernière est calculée selon l'équation (2)

$$Xr = \frac{m_t - m_e}{m_0 - m_e} \quad (2)$$

Avec

m_t : la teneur en eau de l'échantillon à tout instant t (kg d'eau/kg de matière sèche);

m_0 : la teneur en eau initiale (kg d'eau/kg de matière sèche);

m_e : la teneur en eau à l'équilibre.

La teneur en eau réduite a été simplifiée par l'équation (3) parce que m_e est relativement négligeable comparativement à m et m_0 (Akmel *et al.*, 2009; Haoua, 2007).

$$Xr = \frac{m_t}{m_0} \quad (3)$$

Modélisation semi-empirique

La détermination des modèles a consisté à établir à l'aide de la méthode de régression non linéaire, une corrélation qui donne l'évolution de la teneur en eau réduite (Xr) des fèves de cacao en fonction du temps. Cinq (05) modèles mathématiques de séchage en couche mince (tableau 1), ont été utilisés. Les ajustements ont été effectués sur le logiciel Matlab R2012a (MathWorks Inc., Massachusetts, USA).

Tableau 1: Modèles mathématiques utilisés par différents auteurs pour les courbes de séchage

Modèles	Expressions	Références
Newton	$X_r = \exp(-k \cdot t)$	<i>Dadali et al (2007)</i>
Henderson et Pabis	$X_r = a \cdot \exp(-k \cdot t)$	<i>Akmal et al (2009)</i>
Page	$X_r = \exp(-k \cdot t^n)$	<i>Sharma et Prasad (2001)</i>
Logarithmique	$X_r = a \cdot \exp(-k \cdot t) + c$	<i>Akmal et al (2009)</i>
Parabolique	$X_r = c + a \cdot t + b \cdot t^2$	<i>Darvishi et al (2013)</i>

Le meilleur modèle a été choisi à l'aide de l'analyse de paramètres statistiques tels que le coefficient de détermination (R^2), le Khi II (χ^2), l'erreur quadratique moyenne (EQM) et l'erreur moyenne absolue (EMA). Ces paramètres ont été calculés comme suit :

$$\chi^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{r \text{ exp},i} - X_{r \text{ pre},i})^2}{N-n}; \quad (4) \quad EQM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{r \text{ exp},i} - X_{r \text{ pre},i})^2; \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{(\text{cov}(X_{r \text{ exp},i}; X_{r \text{ pre},i}))^2}{S_{r \text{ exp},i}^2 \times S_{r \text{ pre},i}^2}; \quad (6) \quad EMA = \frac{\sum_{i=1}^n |X_{r \text{ exp},i} - X_{r \text{ pre},i}|}{X_{r \text{ exp},i}}; \quad (7)$$

Avec

$X_{r \text{ exp}, i}$: Teneur en eau réduite expérimentale pour la i ème observation ;

$X_{r \text{ pre}, i}$: Teneur en eau réduite prédite pour la i ème observation ;

$\text{Cov}(X_{r \text{ exp}, i}; X_{r \text{ pre}, i})$: Covariance de $X_{r \text{ exp}, i}$ et $X_{r \text{ pre}, i}$;

$S_{r \text{ exp}, i}$: Ecart-type de $X_{r \text{ exp}, i}$

$S_{r \text{ pre}, i}$: Ecart-type de $X_{r \text{ pre}, i}$

N: Nombre d'observations;

n: Nombre de coefficients dans le modèle

Modélisation par les réseaux de neurones

Architecture du réseau de neurones artificiels récurrent

Le réseau de neurones employé dans cette étude (figure 2), est un perceptron multicouche récurrent. Il est constitué d'une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Les neurones de la couche d'entrée ont représenté les variables d'entrée qui ont été respectivement la puissance microonde (X_1), le temps de séchage (X_2) et la teneur en eau moyenne à l'instant t (X_3). Le neurone de la couche de sortie a représenté la variable de sortie qui a été la teneur en eau moyenne à l'instant $(t+dt)$ des fèves de cacao (Y). La fonction d'activation sur la couche cachée a été la fonction tangente hyperbolique. La fonction linéaire a été employée comme fonction d'activation sur la couche de sortie. Une normalisation, dans un intervalle de $[-1; 1]$, a été au préalable effectuée sur l'ensemble des données expérimentales. La phase d'apprentissage a été supervisée à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Une matrice de taille (496×3) , soit 50 % des données expérimentales, a été utilisée pour constituer la base

d'apprentissage du RNA. Pour la validation, une matrice de taille (124×3) , soit 25 % des données expérimentales, a été employée. Enfin, pour évaluer la qualité de généralisation du RNA, une matrice de taille (124×3) , soit 25 % des données expérimentales n'ayant servis ni au processus d'apprentissage, ni à la validation, a été utilisée. Initialement, 1 neurone a été utilisé sur la couche cachée. Le réseau a été construit à l'aide du logiciel Matlab R2012a (MathWorks Inc., Massachusetts, USA).

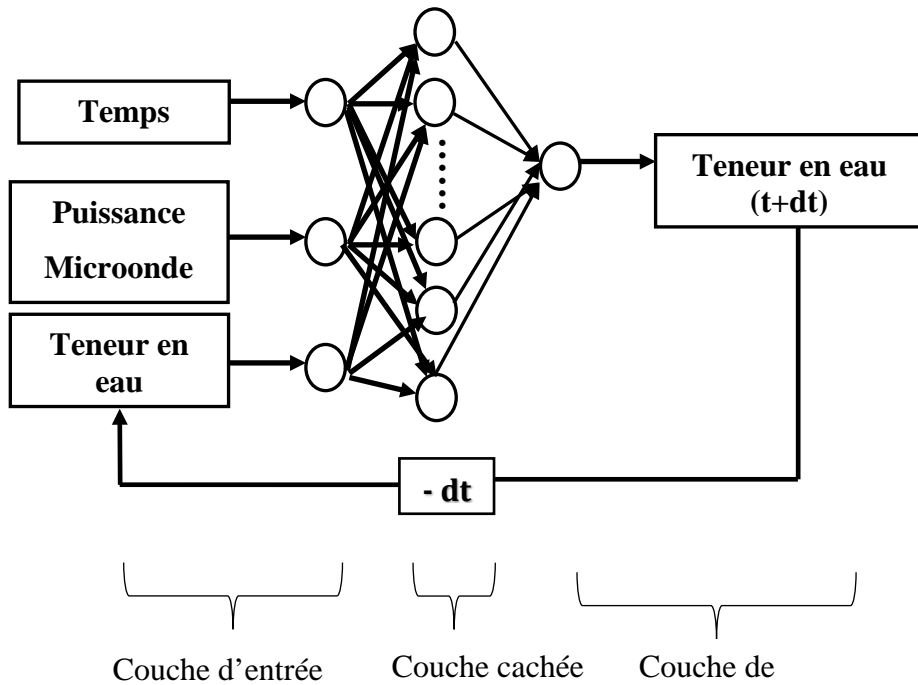


Figure 2: Perceptron multicouche récurrent.

Optimisation et simulation du réseau de neurones

Pour obtenir la meilleure structure neuronale, le nombre de neurones sur la couche cachée a été optimisé. Cette optimisation a consisté à faire varier de 1 à 15, le nombre de neurones sur la couche cachée. Il n'existe pas de règle pour le choix du nombre de neurones dans la couche cachée Laïdi et Hanini (2012). Pour chaque structure neuronale, les calculs ont été répétés 1500 fois. Ensuite, le coefficient de détermination (R^2) et l'erreur quadratique moyenne (EQM) de chaque structure ont été déterminés. Le meilleur RNA a été celui qui a eu le R^2 le plus élevé, l'EQM le moins élevé et une topologie peu complexe. Une fois sélectionnée, le meilleur RNA a été utilisé pour simuler des essais choisis de manière aléatoire. La qualité de la simulation a été évaluée à l'aide du R^2 et de l'erreur moyenne absolue (EMA).

Resultats

Cinétique de séchage

L'évolution des teneurs en eau réduite (X_r) en fonction du temps de séchage des fèves de cacao, est présentée à la figure 3. Les courbes des teneurs en eau réduite ont les mêmes allures. Elles ont une forme exponentielle décroissante. Les durées de séchage varient de 4680 s (78 min) pour la puissance 700 w à 10800 s (180 min) pour la puissance 450 w. L'analyse de la figure 3 en outre, montre que l'augmentation respective de la puissance microonde (600 w et 700 w) entraîne une réduction respective du temps de séchage de 46,66 % et 56,66 % par rapport à la puissance 450 w.

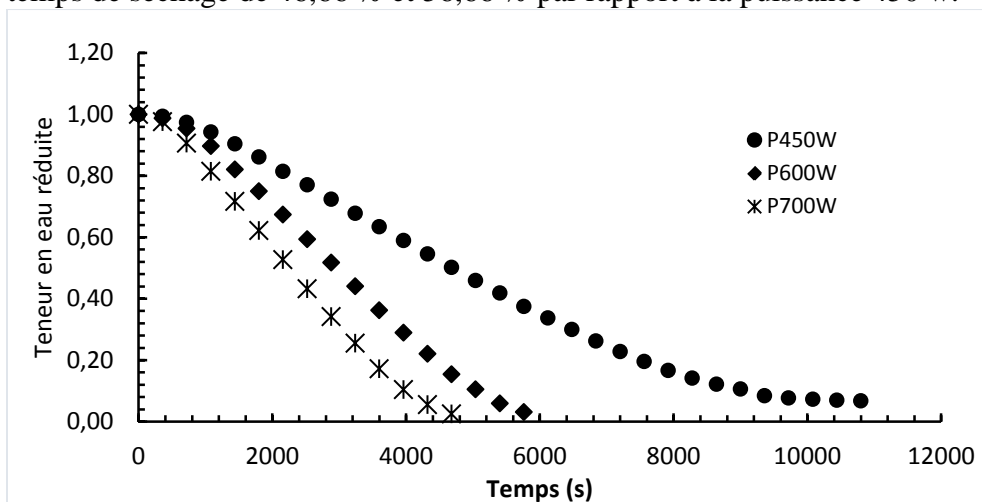


Figure 3: Evolution de la teneur en eau réduite en fonction du temps

Modélisation semi-empirique

Les paramètres statistiques utilisés pour évaluer la performance des modèles semi-empirique à décrire le comportement des fèves de cacao, au cours du séchage microonde par intermittence, sont résumés au tableau 2. L'analyse du tableau 2 montre que les R^2 varient de 0,8818 à 0,9993. Les K_{hi} 2, compris entre 0,00010 et 0,01596, indiquent que les modèles employés ajustent de manière acceptable les valeurs expérimentales. En outre, l'analyse des EQM ($0,00093 < EQM < 0,013147$) et des EMA ($0,044104 < EMA < 0,854102$) met en relief la bonne aptitude des modèles sélectionnées à prédire l'évolution de la teneur en eau. Parmi les modèles utilisés, les valeurs de R^2 les plus élevées sont obtenues avec le modèle de Page. Le modèle de Page pour les différentes puissances (700 w, 600 w, 450 w) présente respectivement les R^2 de 0,9967 ; 0,9971 ; 0,9993. Il présente aussi les plus faibles K_{hi} 2 (0,00035 ; 0,00034 ; 0,00010), de faibles EQM (0,000093 ; 0,000300 ; 0,000375) et de faibles EMA (0,044104 ; 0,128062 ; 0,153507). Il est le modèle le plus approprié pour décrire le comportement des fèves de cacao au cours du séchage microonde par intermittence.

Tableau 2: Valeurs des paramètres statistiques des modèles

Modèles	Puissance (W)	R ²	KHI2	EQM	EMA
Newton	450	0,9258	0,00844	0,007626	0,314606
	600	0,8818	0,01596	0,013147	0,268076
	700	0,8975	0,01174	0,011736	0,854102
Henderson et Pabis	450	0,9555	0,00472	0,004423	0,310727
	600	0,9213	0,00991	0,008747	0,600312
	700	0,9291	0,00757	0,008114	0,719409
Page	450	0,9993	0,00010	0,000093	0,044104
	600	0,9971	0,00034	0,000300	0,128062
	700	0,9967	0,00035	0,000375	0,153507
Logarithmique	450	0,9902	0,00103	0,000938	0,138106
	600	0,9914	0,00101	0,000839	0,144258
	700	0,9929	0,00081	0,000814	0,215247
Parabolique	450	0,9920	0,00081	0,000763	0,110682
	600	0,9925	0,00094	0,000838	0,157134
	700	0,993	0,00075	0,000799	0,204517

Modélisation par les réseaux de neurones

Architecture du réseau de neurone

Le tableau 3 présente les performances des meilleures structures neuronales pour chaque neurone caché. L'analyse du tableau 3 montre que le coefficient de détermination (R²), durant la phase d'apprentissage, varie entre 0,999249 et 0,999860. Ceci indique dans l'ensemble, une très bonne corrélation entre les valeurs calculées par les structures neuronales et les valeurs expérimentales de la base d'apprentissage. De plus, l'analyse de l'erreur quadratique moyenne d'apprentissage (EQMa) confirme cette observation. En effet, l'EQMa fluctue entre 2,970 E-05 et 1,603 E-04. Ces valeurs proches de 0, attestent la bonne convergence observée entre les valeurs calculées et les valeurs expérimentales. Dans l'ensemble, les critères de performances des structures neuronales sont sensiblement proches. Toutefois, la structure neuronale 3-10-1 (3 neurones sur la couche d'entrée, 10 neurones sur la couche cachée et un neurone sur la couche de sortie), présente durant la phase de test (tableau 3), le R² le plus élevé (0,99991) et l'EQM (test) le moins élevé (1,929 E-05). Elle constitue le modèle neuronale le plus approprié. Les valeurs des poids et des biais de cette structure neuronale, sont présentées dans les tableaux 4 et 5.

Simulation du réseau de neurones

La figure 4 présente les simulations du séchage des fèves de cacao pour les différents niveaux de puissances microondes (450 w, 600 w, 700 w). L'analyse de cette figure montre une très bonne adéquation entre les valeurs

expérimentales et les valeurs simulées. Cela se traduit par les valeurs élevées du R^2 ($0,9997 < R^2 < 0,9999$), illustrée par le tableau 6. En plus, l'analyse des erreurs moyennes absolues ($0,0222 < EMA < 0,0294$), confirme la qualité de l'ajustement du RNA (tableau 6). En outre, les R^2 obtenus avec le RNA sont plus élevés que ceux obtenus avec le modèle de Page (tableau 6). Par contre, les EMA du RNA sont inférieures à celles obtenus par le modèle de Page (tableau 6). La distribution aléatoire des valeurs résiduelles (figure 5) indique que le RNA présente aussi une très bonne aptitude à faire des prévisions.

Tableau 3: Performance des réseaux de neurones durant l'apprentissage et le test

Nombre de neurones sur la couche cachée	Apprentissage		Test	
	R^2	EQMa	R^2	EQMt
01	0,999249	1,603 E-04	0,999720	5,538E-05
02	0,999619	7,553 E-05	0,999738	5,343E-05
03	0,999758	5,223 E-05	0,999743	5,701E-05
04	0,999814	3,981 E-05	0,999812	3,407E-05
05	0,999818	3,864 E-05	0,999833	3,288E-05
06	0,999814	3,923 E-05	0,999901	2,693E-05
07	0,999793	4,426 E-05	0,999897	2,233E-05
08	0,999807	4,558 E-05	0,999906	2,709E-05
09	0,999808	4,120 E-05	0,999860	2,803E-05
10	0,999840	3,374 E-05	0,999916	1,929E-05
11	0,999825	3,682 E-05	0,999878	2,881E-05
12	0,999831	3,637 E-05	0,999858	2,956E-05
13	0,999819	3,914 E-05	0,999833	3,580E-05
14	0,999860	2,970 E-05	0,999899	1,951E-05
15	0,999839	3,078 E-05	0,999898	2,829E-05

Tableau 4: Valeurs des poids et des biais sur la couche cachée du RNA (3-10-1)

Neurones couche cachée	Poids			Biais
	X_1	X_2	X_3	
N1	-0,661	-2,593	-1,970	3,556
N2	-0,121	-0,283	0,822	0,539
N3	1,034	3,935	-0,967	-1,763
N4	-0,785	-0,549	2,919	-3,516
N5	-0,411	-1,263	-1,468	0,102
N6	-2,169	4,446	-2,471	2,620
N7	5,069	4,973	-1,336	1,483
N8	2,093	-0,445	-1,787	-0,525
N9	0,729	0,773	-2,913	1,718
N10	0,121	-2,292	0,133	-3,561

Tableau 5: Valeurs des poids et des biais sur la couche de sortie du RNA (3-10-1)

Neurone couche de sortie	Poids										Biais
	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	
Y	0,811	1,032	0,227	0,259	-0,316	0,045	-0,147	0,158	-0,094	1,044	0,228

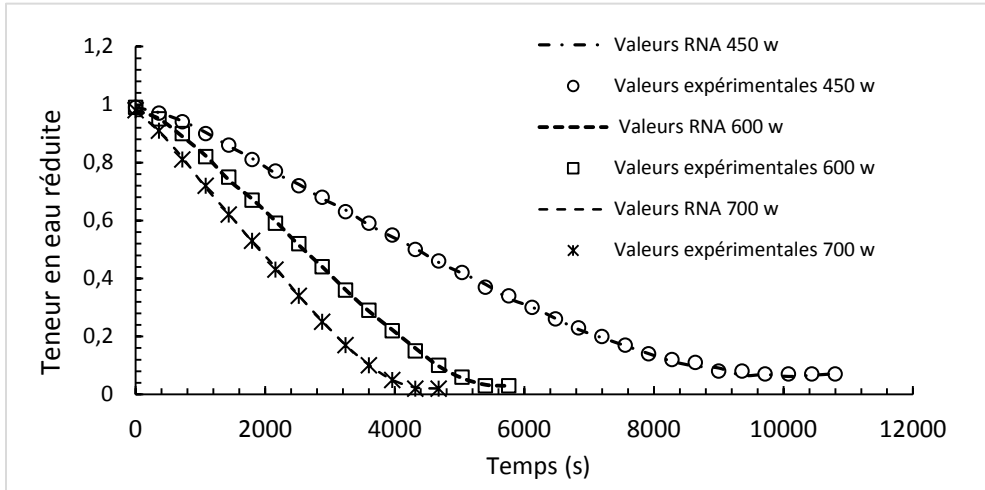
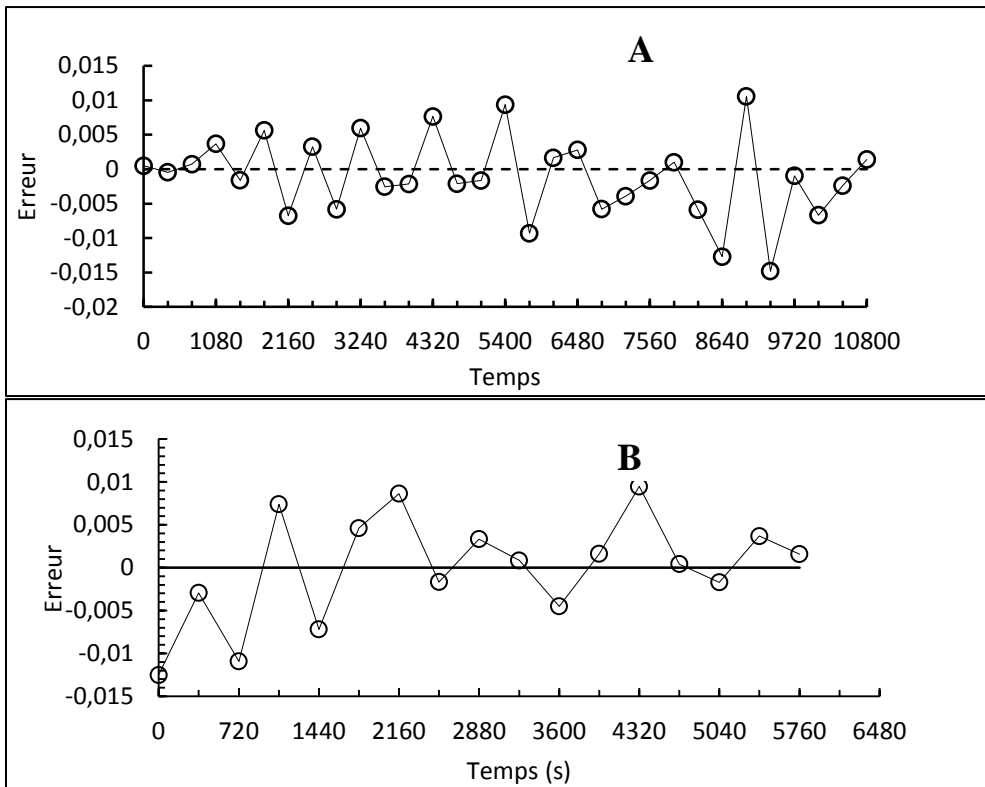


Figure 4: Evolution de la teneur en eau réduite



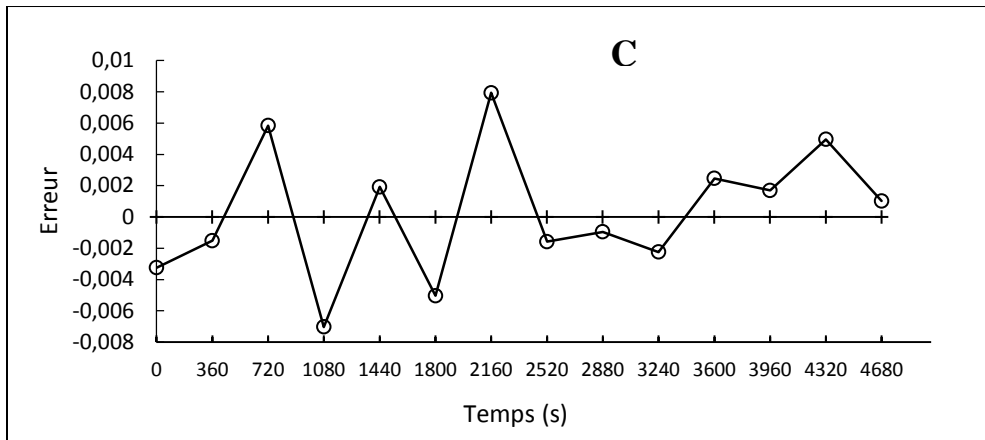


Figure 5 : Fluctuation de l'erreur durant la simulation du RNA (A: 450w ; B : 600w ; C: 700w).

Tableau 6 : Valeurs des paramètres statistiques du RNA

Modèle	450 w		600 w		700 w	
	R ²	EMA	R ²	EMA	R ²	EMA
RNA	0,9997	0,0294	0,9997	0,0222	0,9999	0,0237
Page	0,9993	0,0441	0,9971	0,1280	0,9967	0,1535

Discussion

L'allure de la courbe de variation de la teneur en eau, est due essentiellement à la stratégie de séchage microonde adoptée. Elle est similaire à celles obtenues dans plusieurs études sur le séchage microonde pur et microonde combiné à l'air chaud (Sharma et Prasad, 2001 ; McMinn *et al.*, 2003; Koné, 2011). En outre, la durée de séchage diminue significativement lorsque la puissance microonde appliquée augmente. En effet, comparativement à la puissance 450 w, une réduction de la durée de séchage de 46,66 % et 56,66 % a été observée, lorsque la puissance est passé respectivement à 600 w et 700 w. Des observations similaires ont été rapportées par plusieurs auteurs pour d'autres produits (Wang et Xi, 2005 ; McMinn, 2006 ; Bal *et al.*, 2010). Bal *et al.*, (2010) ont observé dans le cas des pousses de bambou, une réduction de 70 % de la durée de séchage, lorsque la puissance est passée de 140 w à 350 w. Dans le cas du séchage microonde de la sardine, une diminution de près de 51 % de la durée de séchage a été soulignée, lorsque la puissance microonde a augmenté (Darvishi *et al.*, 2013).

L'utilisation de la modélisation comme moyen de prédiction de la teneur en eau est largement répandue dans le domaine du séchage (Farkas et Rendik, 1997 ; Garau *et al.*, 2006 ; Lagunez-Rivera *et al.*, 2007). Dans notre

étude, cinq (05) modèles semi-empiriques et un réseau de neurones artificiels récurrent ont été utilisés. Les modèles semi-empiriques proposés présentent, dans l'ensemble des coefficients de détermination (R^2) supérieurs à 0,85. Parmi ces modèles, le modèle de Page pour les différentes puissances microondes (700 w, 600 w, 450 w), présente les R^2 les plus élevés. Ces R^2 obtenus sont sensiblement proches de ceux rapportés par Dadali *et al.*, (2008) dans le cas du séchage microonde du poireau. De plus, les valeurs du Khi 2, de l'EQM et de l'EMA, comparativement aux autres modèles, ont été les moins élevées. L'ordre de grandeur des Khi 2 est semblable à celui obtenu par Akmel *et al.*, (2009), dans le cas du séchage solaire des fèves de cacao. L'EQM et l'EMA, ont des valeurs proches de 0, mettant ainsi en évidence de faibles écarts entre les valeurs expérimentales et celles calculées. Ces observations mettent en relief l'aptitude du modèle de Page à mieux simuler la variation de la teneur en eau, au cours du séchage microonde par intermittence des fèves de cacao. L'aptitude du modèle de page, à simuler le comportement des denrées agricoles au cours du séchage, a été largement soulignée (Sacilik et Unal, 2005 ; Methakup *et al.*, 2005 ; Gowen *et al.*, 2008). Le modèle de Page est l'un des modèles qui a le plus de succès dans la description de la perte en eau dans le domaine du séchage (Chen, 2007).

A l'instar des modèles semi-empiriques, les modèles empiriques notamment les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été aussi utilisés pour prévoir la teneur en eau dans le domaine du séchage. Dans notre étude, la modélisation du séchage microonde des fèves de cacao par un réseau de neurones artificiels récurrent (RNAr), est faite en deux étapes. La première étape a consisté à déterminer la meilleure structure neuronale capable d'ajuster correctement les données expérimentales. La seconde étape a été d'utiliser le RNAr retenu comme outil de prédiction (Sreekanth *et al.*, 1998; Ochoa-Martinez et Ayala-Aponte, 2007; Goni *et al.*, 2008)

Concernant la première étape, l'ajustement du nombre de neurones sur la couche cachée, est utilisé comme technique d'optimisation de la structure neuronale. Cette technique a été utilisée dans certains travaux (Özkaya *et al.*, 2008; N'goran *et al.*, 2009 ; Kouamé *et al.*, 2013). Elle a permis d'obtenir 15 structures neuronales. Ces structures ont été analysées à l'aide du R^2 et de l'EQM. L'analyse de ces critères de performance a permis de retenir la structure neuronale 3-10-1. Cette structure présente après les phases d'apprentissage et de test, le R^2 test le plus élevée et l'EQM (test) la moins élevée. Ces résultats ont suggéré que le RNAr retenu, a une bonne capacité de généralisation c'est-à-dire une bonne capacité à donner une réponse satisfaisante à une entrée qui ne fait pas partie des données de la phase d'apprentissage. Ces résultats sont proches de ceux obtenus par N'goran *et al.*, (2009), dans le cas de la modélisation de la déshydratation

osmotique de la mangue (*Mangifera Indica*). La structure obtenue dans le cadre de leurs travaux, a eu un R^2 de 0,9427 et un EQM de 0,0228.

Les résultats obtenus à la suite de la simulation du RNA (3-10-1), ont mis en évidence des R^2 élevés et des EQM faibles. En effet, pour les différentes puissances utilisées (700 w, 600 w, 450 w), les R^2 ont respectivement de 0,9999, 0,9997 et 0,9997. Les EMA relatives ont été respectivement de 0,0237, 0,0222 et 0,0294. Ces résultats ont révélé une bonne adéquation entre les valeurs prédites et les valeurs expérimentales. Ils confirment la bonne aptitude du RNA (3-10-1) à prédire le comportement des fèves de cacao au cours du séchage microonde par intermittence. Ces résultats sont proches de ceux mentionnés dans certaines études. Kouamé *et al.*, (2013), par exemple, dans le cas de la modélisation de la croissance du bananier plantain, a obtenu, une structure neuronale optimale (7-2-7), avec des R^2 supérieurs à 0,97. D'autres auteurs comme Assidjo *et al.*, (2006) ont utilisé avec succès un RNA ($R^2 > 0,95$) pour modéliser la fermentation alcoolique en brasserie. Il a été de même pour Murty et Manohar, (2012), Erenturk et Erenturk (2007) et Goni *et al.*, (2008). Le modèle neuronal proposé comme modèle empirique, prédit de manière satisfaisante la distribution de la teneur en eau des fèves de cacao, au cours du séchage microonde par intermittence.

Conclusion

L'objectif de cette étude a été de modéliser la cinétique de l'eau au cours du séchage microonde par intermittence des fèves de cacao. Pour atteindre cet objectif, la cinétique de séchage a été d'abord déterminée. Ensuite, 5 modèles semi-empiriques ont été testés pour décrire le comportement des fèves de cacao. Enfin, un réseau de neurones artificiels récurrent a été utilisé pour prédire la teneur en eau. Les résultats obtenus ont révélé que la cinétique de l'eau pour les différentes puissances microondes (450 w, 600 w, 700 w) a eu une allure exponentielle décroissante. Parmi les modèles semi-empiriques, le modèle de Page ($0,9967 < R^2 < 0,9993$) a présenté les meilleures aptitudes à prédire le comportement des fèves de cacao. Enfin le réseau de neurones artificiels récurrent ($0,9997 < R^2 < 0,9999$) a démontré son aptitude à prédire la teneur en eau des fèves de cacao au cours du séchage microonde par intermittence.

References:

Akmel, D. C., Assidjo, E. N., Kouamé, P. & Yao, K. B. Mathematical Modelling of Sun Drying Kinetics of Thin Layer Cocoa (*Theobroma Cacao*) Beans. *Journal of Applied Sciences Research*, 5(9), pp 1110–1116, 2009.

- Assidjo, E., Yao, B., Amane, D., Ado, G., Azzaro-Pantel, C. & Davin, A. Industrial Brewery Modelling by using Artificial Neural Network. *Journal of Applied Sciences*, 6(8), pp 1858–1862, 2006.
- Barel, M. *Qualité du cacao : l'impact du traitement post-récolte*, Savoir-faire, Editeur Quae, Paris, 2013.
- Chen, X. D. Moisture Diffusivity in Food and Biological Materials. *Drying Technology*, 25, pp 1203–1213, 2007.
- Dadali, G. & Ozbek, B. Microwave heat treatment of leek : drying kinetic and effective moisture diffusivity. *International Journal of Food Science and Technology*, 43, pp 1443–1451, 2008.
- Dadali, G., Demirhan, E. & Ozbek, B. Microwave Heat Treatment of Spinach: Drying Kinetics and Effective Moisture Diffusivity. *Drying Technology*, 25, pp 1703-1712, 2007.
- Darvishi, H., Azadbakht, M., Rezaeials, A. & Farhang, A. Drying characteristics of sardine fish dried with microwave heating. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 12 (2), pp 121–127, 2013.
- Erenturk, S. & Erenturk, K. Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot. *Journal of Food Engineering* 78, pp 905–912. 2007.
- Farkas, I. & Rendik, Z. Intermittent Thin Layer Corn Drying. *Drying Technology*, 15(6/8), pp 1951-1960, 1997.
- Garau, M. C., Simal, S., Femenia, A. & Rossello, C. Drying of orange skin : drying kinetics modelling and functional properties. *Journal of Food Engineering*, 75, pp 288–295, 2006.
- Goni, S. M., Oddone, S., Segura, J. A., Mascheroni, R. H. & Salvadori, V. O., Prediction of foods freezing and thawing times: Artificial neural networks and genetic algorithm approach. *Journal of Food Engineering*, 84 (1), pp 164- 178, 2008.
- Gowen, A. A., Abu-ghannam, N., Frias, J. & Oliveira, J. Modeling dehydration and rehydration of cooked soybeans subjected to combined microwave – hot-air drying. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 9, pp 129–137, 2008.
- Gunasekaran, S. Pulsed microwave–vacuum drying of food materials. *Drying Technology*, 17, pp 395-412, 1999.
- Haoua, A. Modélisation du séchage solaire sous serre des boues de stations d'épuration urbaines. Thèse de doctorat, *Université Louis Pasteur Strasbourg I*, Strasbourg, France. p 205, 2007.
- Hernandez-Perez, J. A., Garcia-Alvarado, M. A., Trystram, G., & Heyd, B. Neural networks for the heat and mass transfer reduction during drying of cassava and mango. *Innovative Food Science Emerging Technology*, 5, pp 57–64, 2004.

- Hii, C. L., Law, C. L. & Cloke, M. Modelling of thin layer drying kinetics of cocoa beans during artificial and natural drying. *Journal of Food Engineering*, 3(1), pp 1–10, 2008.
- Koné, K. Amélioration de la qualité de la tomate séchée par microonde assistés par air chaud avec pilotage de la puissance spécifique. *Food engineering. AgroParisTech; INP-HB*, 2011, [Online] Available:<https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00771870/document> (12/12/ 2014)
- Kouame, N., Assidjo, N. E., Dick, E. A. & Anno, A. P. Plantain tree growth (MUSA sp., AAB cultivar HORN 1) modeling using the artificial neural networks method. *European Scientific Journal*, 9(33), pp 272–285, 2013.
- Bal, L. M., Kar, A., Satya, S., Naik S. N. Drying kinetics and effective moisture diffusivity of bamboo shoot slices undergoing microwave drying. *International Journal of food Science and Technology*, 45, 2321–2328, 2010.
- Lagunez-Rivera, L., Ruis-lopez, I. I., Garçia-Alvarado, M A. & Salgado-Cervantes, M. A. Mathematical Simulation of the Effective Diffusivity of Water during Drying of Papaya. *Drying Technology*, 25, pp 1633–1638, 2007.
- Laïdi, M. & Hanini, S. Approche neuronale pour l'estimation des transferts thermiques dans un fluide frigoporteur diphasique. *Revue des énergies renouvelables*, 15 (3), pp 513-520, 2012.
- McMinn, W. A. M. Thin-layer modelling of the convective, microwave, microwave-convective and microwave-vacuum drying of lactose powder. *Journal of Food Engineering*, 72, pp 113–123, 2006.
- McMinn, W. A. M., Khraisheh, M. A. M. & Magee, T. R. A. Modelling the mass transfer during convective, microwave and combined microwave-convective drying of solid slabs and cylinders. *Food Research International*, (36). 977-983, 2003.
- Methakhup, S., Chiewchan, N. & Devahastin, S. Effects of drying methods and conditions on drying kinetics and quality of Indian gooseberry flake. *LWT - Food Science and Technology*, 38(6), pp 579–587, 2005.
- Murthy, T. P. K. & Manohar, B. Microwave drying of mango ginger (*Curcuma amada Roxb*): prediction of drying kinetics by mathematical modelling and artificial neural network". *International Journal of food Science and Technology*, 47, pp 1229–1236, 2012.
- N'goran, E. B. Z., Assidjo, N. E., Kouamé, P., Dembele, I. & Yao, B. Modelling of Osmotic Dehydration of Mango (*Mangifera Indica*) by Recurrent Artificial Neural Network and Experimental Design. *Research Journal of Agriculture and Biological Sciences*, 5(5), pp 754–761, 2009.
- Ochoa-Martinez, C. I., & Ayala-Aponte, A. A., Prediction of mass transfer kinetics during osmotic dehydration of apples using neural networks". *LWT-Food Science and Technology*, 40, pp 638-645, 2007.

- Özkaya B. N., Visa, A., Lin, C.Y., Puhakka, J. A. & Yli-Harja, O. An Artificial Neural Network based model for predicting H₂ production rates in a sucrose based bioreactor system. *Proceedings of world academy of science, engineering and technology*, 27, pp 20-25, 2008.
- Prati, M. A theoretical model for thin layer grain drying. *Drying Technology*, 8, pp 101-122, 1990.
- Ramesh, M. N., Kumar, M. A. & Rao, P.N.S. Application of artificial neural networks to investigate the drying of cooked rice. *Journal of Food Processing Engineering*, 19, pp 321–329, 1996.
- Sacilik, K. & Unal, G. Dehydration Characteristics of Kastamonu Garlic Slices. *Biosystems Engineering*, 92(2), pp 207–215, 2005.
- Sharma, G. P., & Prasad, S. Drying of garlic (*Allium sativum*) cloves by microwave - hot air combination. *Journal of Food Engineering*, 50, pp 99–105, 2001.
- Sreekanth, S., Ramaswamy, H. S. & Sablani, S. Prediction of psychrometric parameters using neural networks. *Drying Technology*, 16(3–5), 825–837, 1998.
- Wang, J. & Xi, Y. S. Drying characteristics and drying quality of carrot using a two stage microwave process. *Journal of Food Engineering*, 68, pp 505–511, 2005.