

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université Des Sciences et de la Technologie  
Houari Boumediene**

**Faculté De Génie Mécanique et de Génie Des Procèdes**



**MEMOIRE**

**Présenté pour l'obtention du diplôme de MAGISTER**

**EN : Génie des Procèdes**

**Spécialité : Procèdes Chimique et Environnement**

**Par : M<sup>r</sup>. HADIDI Nouredine**

**Intitulé**

**ESTIMATION DU COEFFICIENT DE  
CONVECTION MASSIQUE DANS LES  
CONDUITES ET DANS LES MILIEUX  
POREUX A L'AIDE DE RESEAUX DE  
NEURONES.**

Soutenu le 27 /11/2007, devant le jury composé de :

<b>Mme-A. BENMAILI,</b>	Professeur, USTHB.	Président
<b>M<sup>r</sup>-S. HANINI,</b>	Maître de Conférences, C.U. MEDEA.	Directeur de Thèse
<b>Mme -N. LALAOUI,</b>	Maître de Conférences, USTHB.	Examineur
<b>M<sup>r</sup>-K. DAOUD,</b>	Maître de Conférences, USTHB.	Examineur
<b>M<sup>r</sup>- M.N. BOUAZIZ,</b>	Maître de Conférences, C.U. MEDEA.	Examineur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

وَقُلْ رَبِّ زِدْنِي عِلْمًا

***Dédicace***

# *Dédicace*

*« La théorie, c'est quand on sait tout et que rien ne fonctionne [...]La pratique, c'est quand tout fonctionne et que personne ne sait pourquoi [...]Quand on réunit théorie et pratique, rien ne fonctionne et personne ne sait pourquoi. »*

*Albert Einstein*

- *Je dédie ce modeste travail :*
- *A la mémoire de mon père d'abord.*
  - *A ma tendre mère qui ma comblée d'amour et d'affection qui dieu la garde pour moi saine sauve.*
  - *A la femme de ma vie, mère de mes enfants.*
    - *A mes enfants : meriame lamisse, maysseme.*
    - *A mes frères et sœurs.*
    - *A mes amis : Toufik, Missoum, maamar, yacine, Abed el hafid, Abed elRezak, Kamel, mrizek, Fouad, à mes collègue de travail...*
    - *A tous ceux qui me sont chers.*
  - *A tous ceux qui m'ont soutenu de près ou de loin.*

# ***Remerciements***

# Remerciements

*Au terme de ce Mémoire nous tenons à remercier tout naturellement en premier lieu Dieu le tout Puissant qui nous a donné la force, le courage et la patience de bien mener ce travail.*

*Ce travail a été réalisé sous la direction de Monsieur S. Hanini, Maître de Conférences au Centre Universitaire Dr. Yahia Farès de Médéa, qu'il trouve ainsi l'expression de notre profonde reconnaissance pour sa compétence, ses encouragements et ses précieux conseils durant le déroulement de ce travail. Si ce travail, a pu faire l'objet de communications nationale et internationale c'est bien grâce à ses directives et son soutien.*

*Un hommage particulier à S. OUZENE, Maître de Conférences à l'université de Blida qui nous a beaucoup aidé et encouragé.*

*Nous remercions Madame R..MAACHI, Professeur et Doyenne à l'USTHB, qui a voulu nous honorer par sa présence.*

*Nous remercions MELLE A BENMAILI Professeur à l'USTHB, qui a bien voulu assurer la Présidence de notre jury ainsi que MME N. LALAOUI Maître de Conférences à l'USTHB, Melle K..DAOUD Maître de Conférences à l'USTHB et Monsieur Dr. M.NBOUAZIZ Maître de Conférences au Centre Universitaire Dr. Yahia Farès de Médéa, pour avoir accepté de juger ce modeste travail.*

*Nos remerciements vont aussi à Mme F. BETAHAR Professeur à l'USTHB, et Mme BOUHADAF Professeur à l'USTHB, pour leur aide et encouragements.*

*Nous tenons à exprimer notre reconnaissance à Messieurs TOUFIK. MEFTAH ET KAMEL LAIDI, MAAMAR LAIDI enseignants au Centre Universitaire Dr. Yahia Farès, pour leur aide et encouragements.*

*Nous remercions Messieurs : U.VON STOCKAR Professeur EPF Lausanne, Switzerland et MASAO KURODA Professeur Université de Gunma, Japan, ANIL KUMAR Deptt of Industrial & Production, UIT, Rajiv Gandhi Technical University Bhopal India A. LATIFI Groupe ENSIC Nancy France, pour leur aide et les documents qui ont mis à notre disposition.*

*Nos sentiments vont également à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.*

*Et enfin, tous nos remerciements et nos pensées à Mr L.OUFER maître de Conférences à l'USTHB qui se trouve actuellement hospitalisé et à qui nous souhaitant un prompt rétablissement.*

***Nomenclature***  
***&***  
***Abréviation***

## NOMENCLATURE DU CHAPITRE I

### *Caractères latins*

$b_i$	Biais du neurone
$d_i$	Sortie désirée
$D$	Vecteur de sortie désirée
$e$	Erreur
$E$	Fonction de coût (fonction d'erreur)
$F$	Fonction d'activation du neurone
$H(w^t)$	Matrice Hessienne
$I$	Matrice identité
$n$	Nombre d'entrées du neurone
$P$	Potentiel d'action (somme pondérée)
$s_i$	Sortie du neurone
$S$	Vecteur de sorties du neurone
$w_i$	Poids synaptiques du neurone
$w_{ij}^t$	Ancien poids
$w_{ij}^{t+1}$	Nouveau poids
$w^*$	Poids minimum
$\Delta w^t$	Adaptation des poids à l'itération t
$x_i$	Entrées du neurone
$X$	Vecteur d'entrée

### *Caractères grecs*

$\delta_i$	Gradient
$\varepsilon$	Erreur admissible
$\varepsilon_i$	Variable aléatoire
$\eta^t$	Coefficient d'adaptation
$\theta$	Seuil
$\mu$	Pas de modification des poids (pas d'apprentissage)
$\mu^t$	Pas de la descente

### *Indices et exposants*

$i$	Neurone i
$j$	Neurone j
$t$	Itération ou transposé

## NOMENCLATURE DU CHAPITRE II

### Caractères latins

$a$	surface spécifique du solide ; $a=6(1-\varepsilon)/dp$	$[m^2/m^3]$ eq.(2-86,2.87)
$a$	diffusivité thermique	$[m^2.s^{-1}]$
$A, B$	paramètres des deux composent	
$Bo$	nombre de boussineq	
$\Delta C$	la variation de concentration	$[mol/m^3]$
$D_A$	diffusivité du constituant A dans un mélange	$[m^2.s^{-1}]$
$D_{AB}$	diffusivité massique ou coefficient de diffusion de composent A dans B	$[m^2.s^{-1}]$
$Gr_D$	nombre de Garshof	$Gr_{AB} = \frac{L^3 g \Delta \rho_A}{\rho \nu^3}$
$h,$	coefficient de convection thermique	$[W. m^{-2}.K^{-1}]$
$J_d,$	facteur de Chilton Colburn	$J_d = Sh Re^{-1} Sc^{-1/3}$
$k,$	coefficient de convection massique	$[m.s^{-1}]$
$L,$	longueur d'une canalisation	$[m]$
$Le,$	nombre de Lewis	$Le = \frac{k}{\rho c_p D_{AB}}$
$M$	Masse molaire	$[g.mole^{-1}]$
$Nu,$	nombre de Nusselt	$[Pa]$
$P$	pression statique	$[Pa]$
$p^*$	Pression motrice	
$Pe$	nombre de Péclet.	
$Pr$	nombre de Prandtl.	
$q_l$	source interne (volumique).	
$q_m$	débit masse	$[kg.s^{-1}]$
$\bar{q}_s$	Source surfacique	
		$Re = \frac{d p v^{super} \rho}{\mu}$
		eq.(2-83,2.84)
		$Re = \frac{v^{super} \rho}{\mu \psi a}$
		eq.(2-86,2.87)
		$Re = \frac{l v \rho}{\mu}$
		eq.(2-88,2.89)
$Ri$	nombre de Richardson	
$Sc$	nombre de Schmidt.	$Sc = \frac{\nu}{D}$
		$Sh = \frac{k d p}{D}$
		eq.(2-83,2.84)
$Sh$	nombre de Sherwood	$Sh = \frac{k d s}{D}$
		eq.(2-86,2.87)
		$Sh = \frac{k L}{D_{AB}}$
		eq.(2-88,2.89)

$St,$	nombre adimensionnelle Stanton	$U = U_0 \tau / \varepsilon$
$t$	temps.	
$T$	température	
$T_m$	température de mélange	
$U$	vitesse réelle moyenne de pore	$\bar{v}$
$U_0$	Vitesse superficielle.	$[Pa.s \text{ ou } kg.m^{-1}.s^{-1}]$
$U, V, W$	composante de vecteur vitesse	$[m^2.s^{-1}]$
$\delta$	épaisseur de couche limite dynamique	
$\delta_T$	épaisseur de couche limite thermique	
$\delta_c$	épaisseur de couche limite de concentration	
$\delta d$	épaisseurs de la couche limite diffusionnelles ».	
$\varepsilon$	porosité.	
$\mu$	viscosité dynamique	
$\nu$	Viscosité cinématique	
$\pi$	Pi groupe dans l'analyse dimensionnelle	
$\rho$	masse volumique	$[kg. m^{-3}]$
$\rho_A$	masse volumique d'un constituant A dans un mélange	
$\tau$	rapport du temps, tortuosité	
$\varphi$	densité de flux de chaleur	$[W.m^{-2}]$
$\Gamma$	critère de similitude	
$\psi$	facteur de forme	

### Indices et exposants

$A$	Espèce moléculaire
$AB$	Diffusion de l'espèce A dans l'espèce B
$B$	Espèce moléculaire
$c$	Critique
$D$	<i>représente transfert de masse</i>
$D$	Diffusivité
$i$	Neurone i
$j$	Neurone j
$P$	Paroi
$P$	Pression
$\circ$	<i>grandeurs de référence</i>
$+$	<i>grandeur adimensionnée</i>

## NOMENCLATURE DU CHAPITRE III

### Caractères latins

$A_t$	la surface de l'oignon s'écaille le plateau	$[m^2]$
$bi$	Biais	
$C :$	Constante expérimentale	
$cp$	la chaleur spécifique d'air humide	$[J/kg \text{ C}^\circ]$
$g$	accélération due à la pesanteur	$[m/s^2]$
$Gr$	Nombre Grashof	$\frac{g \beta X_0^3 \rho^2 \Delta T}{\mu^2}, \quad Gr_{AB} = \frac{L^3 g \Delta \rho_A}{\rho \nu^3}$

hc	coefficient de convection thermique	[W/m <sup>2</sup> C°]
k	conductivité thermique d'air humide	[W/mC°]
k	Coefficient de convection massique	
m	pente dans l'équation de ligne droite	
m <sub>ev</sub>	évaporation d'humidité	[kg]
Nu	Nombre Nusselt	$\frac{h_c X_0}{k}$
Pr	Nombre de Prandtl d'air humide	$\frac{\mu c_p}{k}$
P (T) :	Pression de vapeur à la température T	[N/m <sup>2</sup> ]
$\dot{Q}$	le taux de la chaleur utilisé pour évaporer l'humidité	[J/m <sup>2</sup> .s]
Re	Nombre de Reynolds	$\frac{\rho v x_0}{\mu}$ , $Re = \frac{v_{super} \rho}{\mu \nu a}$
t	temps	[s]
Te	La température au-dessus de l'oignon s'écaille	[C°]
Tc	La température de l'oignon	[C°]
ΔT	La différence de température effective	[C°]
X0	dimensions caractéristiques	[m]
DAB, D	Coefficient de diffusion moléculaire,	[m <sup>2</sup> .s <sup>-1</sup> ]
R	Constante des gaz parfaits (R= 8.314),	[J.mole <sup>-1</sup> .K <sup>-1</sup> ]
Wi <sub>j</sub>	e synaptiqu Poids	[J/kgC°] [m/s <sup>2</sup> ]

### ***Caractères grecs***

β	Coefficient de l'expansion volumétrique	[1/C°]
γ	Humidité relative	[%]
λ	La chaleur latente de la vaporisation	[J/kg]
μ	Viscosité dynamique	[N.s/m <sup>2</sup> ]
ρ	La densité	(kg/m <sup>3</sup> )
ε	porosité	
w	Poids synaptique.	
η	Viscosité dynamique,	

### ***Indices et exposants***

<i>A</i>	Espèce moléculaire
<i>AB</i>	Diffusion de l'espèce A dans l'espèce B
<i>B</i>	Espèce moléculaire
<i>c</i>	Critique
<i>D</i>	Diffusivité
<i>i</i>	Neurone i
<i>j</i>	Neurone j
<i>P</i>	Pression
<i>p</i>	Paroi
<i>n</i>	exposant

### **ABREVIATION**

Adaline	Adaptative Linear Element
ER	Erreur Relative
EAM,	Erreur absolue moyenne
ERQM,	Erreur relative quadratique moyenne
ERM	Erreur Relative Moyenne
MLP	Multi-Layer Perceptron (Perceptron multicouches)
MN	Modèle Neuronal
RBF	Radial Basis Function
RNA	Réseau de Neurones artificiels
RN	Réseau de Neurones
SDM	déviatiion standart relative moyenne
TH	Théorique

# ***Liste des Figures***

## Liste des figures (Chapitre I)

<b>Figure 1.1:</b>	Schématisation d'un neurone biologique.....	8
<b>Figure 1.2:</b>	Neurone formel.....	9
<b>Figure 1.3 :</b>	Neurone formel modèle étendu.....	10
<b>Figure 1.4 :</b>	Fonction binaire à seuil.....	11
<b>Figure 1.5 :</b>	Fonction identité.....	12
<b>Figure 1.6 :</b>	Fonction linéaire à seuil.....	12
<b>Figure 1.7 :</b>	Fonction sigmoïde logarithmique.....	13
<b>Figure 1.8 :</b>	Fonction sigmoïde tangentielle.....	14
<b>Figure 1.9 :</b>	Fonction Gaussienne.....	14
<b>Figure 1.10 :</b>	Comparaison entre un neurone biologique et un neurone formel.....	15
<b>Figure 1.11 :</b>	Réseau multicouche non bouclé classique.....	17
<b>Figure 1.12 :</b>	Principe d'un perceptron.....	18
<b>Figure 1.13 :</b>	Réseau Radial Basis Function (RBF).....	19
<b>Figure 1.14 :</b>	Un réseau de neurone bouclé à deux entrées contenant un cycle entre les neurones (1) et (2).....	20
<b>Figure 1.15 :</b>	Modèle de Hopfield.....	21
<b>Figure 1.16 :</b>	Réseau de type machine de Boltzmann.....	22
<b>Figure 1.17 :</b>	Architecture d'un modèle de Kohonen.....	22
<b>Figure 1.18 :</b>	Illustration de l'apprentissage supervisé.....	24
<b>Figure 1.19 :</b>	Illustration de l'apprentissage non supervisé.....	24
<b>Figure 1.20 :</b>	Séparation des exemples d'apprentissage par la droite de décision.....	26
<b>Figure 1.21 :</b>	Sens de propagation du calcul des sorties $s_i$ .....	112
<b>Figure 1.22 :</b>	Sens de rétropropagation des gradients $\delta_i$ .....	113
<b>Figure 1.23 :</b>	Graphe de la surface d'erreur.....	113
<b>Figure 1.24 :</b>	Extraction de règles.....	114
<b>Figure 1.25 :</b>	<b>a.</b> Apprentissage correct, <b>b.</b> Sur-apprentissage, <b>c.</b> Sous-apprentissage.....	114
<b>Figure 1.26 :</b>	Evolution des erreurs d'apprentissage et de test au cours du temps.....	114

## Liste des figures (Chapitres III)

<b>Figure 3.1:</b>	Méthodologie de l'estimation du coefficient de convection massique	115
<b>Figure 3.2:</b>	Procédure de la sélection des variables d'entrées.	116
<b>Figure 3.3:</b>	Illustration de la phase d'apprentissage et de test	
<b>Figure 3.4:</b>	Schéma simplifié de l'architecture du réseau neuronal utilisé	
<b>Figure 3.5:</b>	Résultats d'apprentissage	116
<b>Figure 3.6:</b>	Résultats de test de généralisation	
<b>Figure 3.7:</b>	Résultats de test de l'interpolation.	
<b>Figure 3.8:</b>	Résultats du test de l'extrapolation	
<b>Figure 3.9:</b>	Histogramme de comparaison entre les différentes erreurs moyenne du modèle neuronal établi après les phases (apprentissage, généralisation, interpolation, extrapolation).	117 118
<b>Figure 3.10:</b>	Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de nombre de Reynolds (Re)	119
<b>Figure 3.11:</b>	Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de nombre de Schmidt (Sc)	119

120

120

- Figure 3.12:** Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de la porosité ( $\epsilon$ )
- Figure 3.13:** Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de facteur de forme ( $\psi$ )
- Figure 3.14:** Représente Sherwood estimé (MN) et Calculé en fonction de nombre de Grashof (Gr)
- Figure 3.15:** Procédure de la sélection des variables d'entrée
- Figure 3.16:** Schéma simplifié de l'architecture du réseau neuronal utilisé dans la modélisation de Nombre du Nusselt
- Figure 3.17:** Résultats d'apprentissage
- Figure 3.18:** Résultats du test de généralisation
- Figure 3.19:** Histogramme de comparaison entre le coefficient de convection thermique en fonction de l'erreur relative absolue.
- Figure 3.20:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (300g).
- Figure 3.21:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g).
- Figure 3.22:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900g)
- Figure 3.23a:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g, 900g)
- Figure 3.23b:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)
- Figure 3.23c:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)
- Figure 3.24:** Variation de coefficient de la convection thermique (Expérimental et Calculé) pour différents modes du séchage (600g)
- Figure 3. 25:** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g)
- Figure 3.26:** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900g)
- Figure 3.27a:** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g, 900g)
- Figure 3.27b:** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel sous serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)
- Figure 3.27c:** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé sous serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g).

# ***Liste des Tableaux***

## Liste des tableaux (Chapitres II)

<b>Tableau 2.1:</b> Les domaines d'application pour les écoulements dans les milieux poreux	46
<b>Tableau 2.2:</b> Valeurs moyennes de porosité de quelques matériaux	48
<b>Tableau 2.3:</b> Valeurs moyennes de perméabilité de quelques matériaux.	51
<b>Tableau 2.4:</b> Expression de la viscosité effective en fonction de la porosité ( $C_v=1-\varepsilon$ ).	53
<b>Tableau 2.5:</b> Transfert de matière liquide–solide en lit fixe (Méthode de dissolution).	58
<b>Tableau 2.6:</b> Transfert de matière liquide–solide en lit fixe (Méthode électrochimique).	59
<b>Tableau 2.7:</b> Des différents variables avec leurs symboles et dimension dans le cas de convection forcée	78
<b>Tableau 2.8:</b> Différents variables avec leurs symboles et dimension dans le cas de convection naturelle	79
<b>Tableau 2.9:</b> Valeurs de facteur de forme	84

## Liste des tableaux (Chapitres III)

<b>Tableau 3.1:</b> Constantes de normalisation relative au modèle (RN) établi	94
<b>Tableau 3.2:</b> Structure du réseau neuronal utilisé dans la modélisation de coefficient de convection massique.	95
<b>Tableau 3.3:</b> Poids et biais du modèle neuronal établi.	97
<b>Tableau 3.4:</b> récapitule les différentes erreurs moyennes du modèle neuronal établi après les phases (apprentissage, généralisation, interpolation, extrapolation)	101
<b>Tableau 3.5:</b> Constantes de normalisation relative au RNS.	109
<b>Tableau 3.6:</b> Structure du réseau de neurones optimisé (RNSO).	109
<b>Tableau 3.7:</b> Poids et biais du modèle neuronal établi.	111
<b>Tableau 3.8:</b> Comparaisons entre les différentes erreurs obtenues.	113

## Liste des tableaux (Annexes)

### Annexe (A1): Données et Résultats du modèle neuronal pour le nombre de Nusselt.

<b>Tableau A1.1:</b> Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (300g)	
<b>Tableau A1.2:</b> Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g)	
<b>Tableau A1.3:</b> Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900g)	
<b>Tableau A1.4:</b> Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) Dans le séchage d'oignon sous soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g, 900g)	
<b>Tableau A1.5:</b> Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)	

**Tableau A1.6:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)

### **Annexe (A2): Données et résultats du Calcul de coefficient de convection thermique**

**Tableau A2.1:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (300g)

**Tableau A2.2:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (600g)

**Tableau A2.3:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (900 g)

**Tableau A2.4:** Coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) dans le séchage d'oignon sous le soleil ouvert pour la masse différente (300g. 600g. 900g)

**Tableau A2.5:** Coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour le séchage d'oignon Sous mode Naturel et la serre chaude employant de masse différente (300g. 600g. 900g)

**Tableau A2.6:** Coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour le séchage d'oignon sous le mode forcé et la serre chaude employant une masse différente (300g.600g.900g)

### **Annexe (B):**

**Tableau B.1:** Echantillon de la base de données utilisée dans la conception du modèle neuronale pour estimer nombre du Nusselt

# ***Sommaire***

**SOMMAIRE**

CHAPITRE I : RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

1.1. Introduction.....	04
1.2. Historique.....	05
1.3. Neurone biologique.....	06
1.3.1. Dendrites (pôles récepteurs) .....	07
1.3.2. Soma.....	07
1.3.3. Axone (pôle émetteur).....	07
1.3.4. Synapses.....	07
1.4. Neurone formel.....	08
1.4.1. Entrées.....	10
1.4.2. Poids synaptiques.....	10
1.4.3. Seuil.....	11
1.4.4. Fonction d'activation.....	11
1.4.4.1. Fonction binaire à seuil.....	11
1.4.4.2. Fonction identité.....	12
1.4.4.3. Fonction linéaire à seuil.....	12
1.4.4.4. Fonction non linéaire.....	13
1.4.4.5. Fonction Gaussienne.....	14
1.4.5. Sortie du neurone "S" .....	15
1.5. Étude comparative.....	15
1.6. Architecture et connexionisme des réseaux de neurones.....	16
1.6.1. Réseau de neurones non bouclés.....	16
1.6.1.1. Perceptron.....	17
1.6.1.2. Perceptron multicouche (MLP).....	18
1.6.1.3. Réseaux RBF (Radial Basis Function).....	19
1.6.2. Réseaux de neurones bouclés.....	19
1.6.2.1. Modèle de Hopfield.....	21
1.6.2.2. Modèle de Boltzmann.....	21
1.6.2.3. Modèle de Kohonen.....	22
1.7. Apprentissage.....	23
1.7.1. Apprentissage supervisé.....	23
1.7.2. Apprentissage non supervisé.....	24
1.8. Règles d'apprentissage.....	25
1.8.1. Règle d'apprentissage de Hebb.....	25
1.8.2. Règle d'apprentissage du perceptron de F. Rosenblatt.....	26
1.8.3. Règle d'apprentissage de Windrow-Hoff (ADALINE).....	27
1.8.4. Algorithme de rétropropagation du gradient.....	28
1.8.4.1. Méthode de Newton.....	34
1.8.4.2. Méthode de quasi-Newton.....	35
1.8.4.3. Méthode Levenberg-Marquardt.....	36
1.9. Théorie de la généralisation.....	36
1.10. Critère d'arrêt pour l'apprentissage.....	38
1.11. Procédure de modélisation neuronale.....	40
1.11.1. Sélection des données.....	41

1.11.2. Collecte des données.....	42
1.11.3. Séparation des bases de données.....	42
1.11.4. Normalisation des données.....	42
1.11.5. Choix du type de réseau de neurones.....	42
1.11.6. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée.....	42
1.11.7. Choix de la fonction de transfert.....	43
1.11.8. Estimation des paramètres ou apprentissage.....	43
1.11.9. Validation et généralisation.....	43
1.12. Conclusion.....	44

## CHAPITRE II :

### GÉNÉRALITÉ ET DÉFINITION RELATIVE AU MILIEU POREUX

2.1. Généralité:	
2.2. Définition relative aux milieux poreux	45
2.2.1. Milieu poreux :	47
2.2.2. La porosité	47
2.2.3. La variation de la porosité.	47
2.2.4. La perméabilité.	48
2.2.5. Notion de volume élémentaire représentatif (V.E.R).	49
2.2.6. La tortuosité	51
2.2.7. La viscosité dynamique effective	52

### LE TRANSFERT DE MASSE CONVECTIVE

2.3. Introduction	
2.4. Etudes Théoriques	54
2.4.1. Etudes expérimentales	55
2.4.1.1. L'étude de la dissolution d'un solide dans un liquide en circulation en régime permanent.	56
2.4.1.2 la méthode électrochimique	56
2.5. Transfert de masse	56
2.5.1. Définition générale	60
2.5.2. Propriété du mélange	60
2.5.3. La conservation dans le mélange :	60
2.5.4. Comparaison :	62
2.5.5. Transfert de masse dans le milieu poreux	64
2.6. Principes fondamentaux du transfert convectif	66
2.6.1. La convection massique	66
2.6.1.1. Transferts par diffusion	67
2.6.1.2. Convection forcée massique	67
2.6.1.2.1. Formulation du transfert convectif	68
2.6.1.2.2. Critères de similitude en convection massique	68
2.6.1.2.3. Couches limites de concentrations	70
2.6.1.3. Convection naturelle massique	73
2.6.1.3.1. Mécanisme	74
2.6.1.3.2. Equation de la convection naturelle massique	74
2.6.1.3.3. Couplage avec la convection thermique	75
	76

<b>2.7. Analyse dimensionnelle</b>	<b>77</b>
<b>2.7.1. Convection forcée</b>	<b>78</b>
<b>2.7.1.1. Théorème de Buckingham (théorème<math>\pi</math>)</b>	<b>78</b>
<b>2.7.2. Convection naturelle</b>	<b>79</b>
<b>2.7.2.1. Théorème de Buckingham (théorème<math>\pi</math>)</b>	<b>80</b>
<b>2.8. Les différentes corrélations de transfert de masse</b>	<b>80</b>
<b>2.8.1. Transfert de masse dans les lits de sphères seules</b>	<b>80</b>
<b>2.8.2. Transfert de masse dans lits fixes</b>	<b>82</b>
<b>2.9. Principales équations de corrélation générales utilisées pour générer la base de données</b>	<b>83</b>
<b>2.10. Équation de corrélation pour générer une nouvelle base de données pour l'utilisation dans l'extrapolation</b>	<b>85</b>
<b>2.11. Conclusion</b>	<b>86</b>

### **CHAPITRE III : METHODE NEURONALE POUR L'ESTIMATION DU COEFFICIENT DE CONVECTION MASSIQUE DANS LES CONDUITES ET DANS LES MILIEUX POREUX**

<b>3.1. Introduction</b>	<b>87</b>
<b>3.2. Méthodologie de l'estimation du coefficient de convection massique</b>	<b>88</b>
<b>3.2.1. Base de données</b>	<b>90</b>
<b>3.2.1.1. Sélection des entrées du modèle neuronal</b>	<b>90</b>
<b>3.2.1.2. Collecte des données</b>	<b>91</b>
<b>3.2.1.3. Mise en forme des données</b>	<b>92</b>
<b>3.2.1.4. Normalisation des données</b>	<b>93</b>
<b>3.2.2. Conception du modèle neuronal</b>	<b>94</b>
<b>3.2.2.1. Paramètres du réseau</b>	<b>96</b>
<b>3.2.3. Résultats et analyses</b>	<b>97</b>
<b>3.2.4. L'interpolation</b>	<b>99</b>
<b>3.2.5. L'extrapolation</b>	<b>100</b>
<b>3.3. Exemple d'application de la technique basée sur les réseaux de neurones artificiel sur un cas concret.</b>	
<b>3.3.1. Introduction</b>	
<b>3.3.2. Calcul numérique</b>	<b>106</b>
<b>3.3.2.1. Détermination du coefficient de convection thermique</b>	<b>106</b>
<b>3.4. Méthodologie de calcul du coefficient de convection thermique</b>	<b>106</b>
<b>3.4.1. Base de données</b>	<b>108</b>
<b>3.4.1.1. Normalisation des données</b>	<b>108</b>
<b>3.4.2. Conception du modèle neuronal</b>	<b>109</b>
<b>3.4.3. Paramètres du réseau</b>	<b>109</b>
<b>3.4.4. Résultats et analyses</b>	<b>110</b>
<b>3.5. Conclusion</b>	<b>112</b>
<b>Références bibliographiques</b>	<b>122</b>

### **CONCLUSION ET PERSPECTIVES**

<b>ANNEXE</b>	<b>123</b>
---------------	------------

# ***Introduction Générale***

## INTRODUCTION GENERALE

L'un des objectifs de la recherche scientifique dans les industries de nos jours se rapporte à la résolution des questions relatives aux économies des opérations de transformations et d'énergie pour atteindre l'optimum.

Plusieurs études concernant les milieux poreux ont été effectuées ces dernières années, du fait de leurs importances sans cesse grandissantes dans l'industrie. L'application et l'utilisation de certains procédés industriels nécessitent une maîtrise de transfert de chaleur et de masse dans les milieux poreux. Parmi ces applications, l'isolation thermique, le séchage, la récupération de l'énergie géothermique, la déshumidification, la lubrification, la filtration, la séparation des espèces chimiques, convertisseurs catalytiques pour la réduction de la pollution de l'air des produits de combustion, et de nombreux procédés de l'industrie chimique mettent en œuvre des réacteurs hétérogènes dans lesquels un fluide, gaz ou liquide, traverse un lit fixe de particules solides, avec ou sans réaction à la surface.

Parmi les problèmes rencontrés lors de la conception et de l'étude du comportement de tels réacteurs, trois apparaissent essentielles :

- L'évaluation de la chute de pression ou de la dégradation d'énergie subie par le fluide lors de la traversée du lit fixe.
- L'établissement d'un modèle d'écoulement permettant d'évaluer avec précision le degré de conversion des réactifs à travers le lit fixe.
- La connaissance des coefficients globaux de transfert de matière fluide- solide dans le lit fixe.

L'analyse de nombreuses études antérieures nous a montré que la plupart d'entre elles concernent les lits fixes de particules sphériques, de grains, de particules cylindriques de hauteur souvent voisines du diamètre, c'est-à-dire les lits fixes de particules relativement isotropes. Les lits de particules anisotropes ont été beaucoup moins étudiés.

La détermination (ou le calcul) du coefficient de convection massique dans les conduites et dans les milieux poreux (lits fixes), a toujours préoccupé les chercheurs. Plusieurs approches ont été investies dans le souci d'apporter des méthodes expérimentales ou

des modèles théoriques plus élaborés, capable de les estimer de manière simple et à moindre coût.

Mais la complexité et la nature des milieux poreux et l'écoulement des fluides dans ces dernières n'ont fait qu'augmenter le défi.

Quant à l'approche expérimentale, bien qu'elle soit précise et privilégiée, présente l'inconvénient d'être souvent délicate, coûteuse et limitée par moyens technologiques.

L'objectif du présent mémoire est de développer une nouvelle approche basée sur les réseaux de neurones pour l'estimation du coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux. Cette approche inspirée du traitement de l'information effectué par le cerveau, semble offrir un nouvel espace de modélisation tout à fait original. En effet, les réseaux de neurones artificiels (RNA) suscitent toujours un vif intérêt dans la plupart des domaines d'ingénierie non seulement pour leur attirante capacité d'apprentissage mais aussi pour leur flexibilité et leur bonne performance, par rapport aux approches classiques. Les RNA sont capable d'approximer des relation complexes et fortement non linéaires entre un vecteur de variables d'entrées  $x$  et une sortie  $y$ . ce qui est parfaitement le cas pour le coefficient de convection massique. Dans ce contexte, nous avons organisé le présent mémoire en trois chapitres :

**Le premier chapitre** est consacré exclusivement à la présentation des réseaux de neurones d'une façon générale : historique, inspiration biologique, neurone formel, réseau multicouches et règles d'apprentissage. Nous avons, bien entendu, mis l'accent sur les réseaux non bouclés type MLP (Multi-Layer Preceptron) du fait qu'ils sont utilisés dans les modélisations statiques ainsi que sur l'algorithme de rétropropagation du gradient qui leurs est particulier.

**Le deuxième chapitre** en revanche est dédié aux caractéristiques des milieux poreux ensuite le transfert de masse convective, une synthèse bibliographique nous a permis de définir ces caractéristiques et les corrélations. Ainsi de donner un fondement théorique et de présenter les principaux travaux consacrés à la détermination expérimentale du coefficient de matière liquide –solide dans les lits fixes.

Quant au **troisième chapitre**, on y présente la modélisation du coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux, ensuite est dont le but de montrer la validité des réseaux de neurones lorsque en utilise une base de donnée expérimentale. On procède à l'estimation du nombre de Nusselt c'est-à-dire le calcul du coefficient de convection thermique nous avons utilise une base de donnée d'une étude

expérimentale proposée par **Aniel Kumar et G N Tiwari** intitulée "Effet de la masse sur le coefficient de transfert de chaleur par convection pendant le soleil ouvert et séchage de serre chaude des flocons d'oignon" par une technique basée sur les réseaux de neurones multicouches. Un descriptif détaillé de la procédure est présenté au début du chapitre. Nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale et des perspectives.

# ***Partie Théorique***

# ***Chapitre I***

## ***Réseaux de Neurones Artificiels***

## RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

### 1.1. Introduction

Le terme de réseaux de neurones "formels" (ou "artificiels") fait rêver certains, et fait peur à d'autres. La vérité est à la fois plus prosaïque et plus rassurante ; les réseaux de neurones constituent maintenant une technique de traitement de données bien comprise et maîtrisée, qui devrait faire partie de la boîte à outils de tout ingénieur et chercheur soucieux de tirer le maximum d'informations pertinentes des données dont ils disposent : faire des prévisions, élaborer des modèles, reconnaître des formes ou des signaux, etc.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), qui doivent tout autant leur essor considérable récent à la biologie, montrent de plus en plus leur importance dans la plupart des domaines d'ingénierie pas uniquement pour leur capacité d'apprentissage tout à fait impressionnante, mais aussi pour leur malléabilité et leur bonne performance, par rapport aux techniques courantes. Les RNA sont, en effet, capables d'approximer toute fonction complexe et non linéaire. Elles sont dites : approximateurs universelles.

Ainsi, aujourd'hui, ce n'est pas le paradigme neurobiologique qui contribue au développement des réseaux de neurones formels : au contraire, ce sont les réseaux de neurones formels qui contribuent, de plus en plus fréquemment, à la compréhension des systèmes neuronaux vivants.

Avec l'évolution de l'informatique et l'augmentation de la capacité de calcul offertes par les nouveaux ordinateurs, les réseaux neurones artificiels ont connu une diversification dans leurs applications, ils sont devenus capables d'apporter des solutions efficaces et élégantes : notamment dans le domaine de la reconnaissance de forme, le contrôle non destructif, le filtrage d'information textuelle, la bio- ingénierie, la formulation de matériaux nouveaux, la modélisation des procédés industriels, contrôle de l'environnement, l'interprétation des spectres, la classification des images (satellites), etc.

## 1.2. Historique

L'histoire de doter une machine d'intelligence est une idée qui fascine l'humanité depuis très longtemps. Dès l'Antiquité, les Grecs anciens rêvaient de robots. Selon la légende, Héphaïstos, le dieu du feu, aurait construit des tables à trois pieds munies de roulettes qui pouvaient aller et venir toutes seules dans les palais des dieux.

Pour les réseaux de neurones artificiels, tout commence en 1943, lorsque deux scientifiques : le neuropsychiatre Warren S. McCulloch (1898-1972) et le mathématicien Walter Pitts (né en 1924) de l'Université de Chicago dans l'Illinois, conçoivent le premier modèle du neurone biologique, baptisé neurone formel ou automate à seuil [1]. Un peu plus tard, en 1949, le neurophysiologiste Donald O. Hebb (1904-1985) publia ses travaux sur la « plasticité synaptique » qui sont à la base des mécanismes d'apprentissage. Il présente dans son ouvrage (*The Organization of Behavior*) une règle d'apprentissage qui porte encore son nom. En 1957, Frank Rosenblatt développa le *Perceptron* au Laboratoire d'Aéronautique de l'Université de Cornell dans le but de comprendre la mémoire humaine, l'apprentissage et les processus cognitifs. Le perceptron est un réseau de neurones artificiels inspiré du système visuel, possédant une couche de neurones "perceptive" et une couche de neurones "décisionnelle" [2]. Sa mise au point (en 1962) fut le départ des premières machines adaptatives. Ce réseau, qui parvient à apprendre à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques, constitue le premier système artificiel exhibant une faculté jusque là réservée au vivant, la capacité d'apprendre par l'expérience (l'apprentissage). Dans la même période, en 1960, Bernard Widrow, de Stanford, conçut l'*Adaline* (Adaptative Linear Element), une machine basée sur le principe des composants électriques et utilisée pour le traitement du signal. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouche.

En 1969, Marvin Minsky et Seymour Papert, du Massachusetts Institute of Technology, publièrent « Perceptrons », une analyse très critique démontrant les limites des machines de type Perceptron et du connexionniste comme modèle de la cognition. Ils montrèrent que les réseaux de neurones comme le Perceptron n'étaient même pas capables de comprendre la fonction logique XOR (le « ou » exclusif). La neuro-informatique vit fondre ses crédits de recherche au profit d'autres domaines comme l'étude des systèmes experts.

Il faut attendre le début des années 80 pour assister à la renaissance de la recherche dans le domaine des RNA. John J. Hopfield, du California Institute of Technology, démontra en 1982 dans une publication de l'Académie des sciences [3] l'utilité des réseaux complètement connectés basés sur la règle de *Hebb*, qui ont permis de définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative. En 1984, le Finlandais Tuevo Kohonen proposa un modèle de « cartes autoorganisatrices » reposant sur le principe des cartes cérébrales. En 1986, *D.E.Rumelhart* décrit dans son ouvrage "Parallel distributed processing" [4] l'algorithme d'apprentissage dit de rétropropagation de l'erreur qui fournit un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées. Vers la fin des années 80, les réseaux de neurones sont devenus un domaine de recherche attractif, qui réunit autour d'une thématique commune des mathématiciens, des psychologues, des physiciens, des biologistes, des ingénieurs et des informaticiens.

### 1.3. Neurone biologique

Le neurone est l'unité fonctionnelle de base du système nerveux. D'une espèce à une autre, il peut présenter des différences d'ordre fonctionnels ou anatomiques, cependant divers points communs subsistent, et sont à la base de la cellule nerveuse.

Le neurone biologique est donc une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau, figure 1.1. 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'Angstroms ( $10^{-9}$  m) entre l'axone du neurone presynaptique et les dendrites du neurone postsynaptique. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse.

Les messages nerveux arrivant à une cellule se manifestent par des modifications locales de potentiels électriques entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule. Lorsque ces messages parviennent en quantité suffisante, ils produisent un changement de potentiel (une dépolarisation) qui est transmis le long de l'axone et le message (chimique) est émis à d'autres cellules par les synapses. Le neurone émettant le signal est appelé neurone présynaptique et celui recevant ce signal, neurone postsynaptique.

Le cerveau se compose d'environ  $10^{12}$  neurones (mille milliards), avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone. Elles forment un gigantesque et inextricable réseau de neurones qui étend ses prolongements à tout notre corps [5].

### **1.3.1. Dendrites (pôles récepteurs)**

Cette partie qui présente une sorte de ramification appelée arbre dendritique, recueille, via les synapses, les signaux électrochimiques ou les potentiels d'action venant d'autres cellules ou de l'extérieur et les achemine vers le corps cellulaire ou le soma.

Les dendrites mesurent de quelques microns à 1,50 mètres pour un neurone sensoriel de la moelle épinière.

### **1.3.2. Soma**

Le soma, outre son rôle concernant le métabolisme de la cellule, collecte et concentre les informations et en fait une sommation dite «spatio-temporelle». Si le potentiel somatique dépasse un certain seuil, il y a émission d'un potentiel d'action appelé spike, qui correspond à une oscillation électrique très bref (environ 1ms).

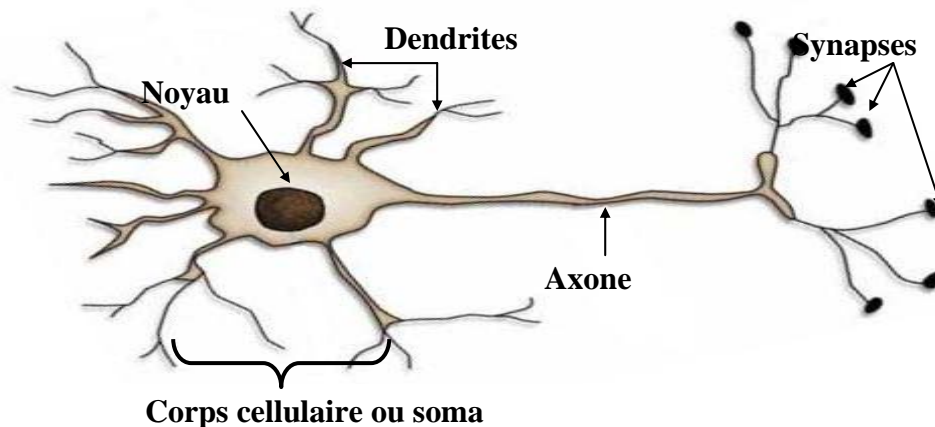
### **1.3.3. Axone (pôle émetteur)**

L'axone est un prolongement cellulaire chargé de faire passer l'information nerveuse à d'autres cellules à travers les synapses grâce à son arborisation terminale. Selon le type du neurone, la longueur de l'axone peut varier de quelques microns à 1,50 mètres pour un motoneurone.

### **1.3.4. Synapses**

Les synapses se trouvent au point de contact entre neurones, elles convertissent les impulsions nerveuses en signaux chimiques c'est-à-dire en molécules de neurotransmetteur. En effet, l'arrivée d'un potentiel d'action à l'extrémité d'un axone entraîne le passage d'une quantité de neurotransmetteurs dans l'intervalle synaptique. Ces neurotransmetteurs dépolarisent alors la membrane post-synaptique d'une dendrite ou les hyper-polarisent dans le cas des synaptiques inhibiteurs. Ils permettent alors un passage pondéré de l'influx nerveux.

Le nombre de synapses par neurone varie aussi considérablement de plusieurs centaines à une dizaine de milliers.



**Figure 1.1 :** Schématisation d'un neurone biologique

#### 1.4. Neurone formel

La première fois qu'est apparu la notion de neurone formel, c'est en 1943 dans l'article " A logical Calculus of the ideas immanent in nervous activity " [1] paru dans le journal Bulletin of mathematical. A l'époque, Mc Culloch étudie la strychnisation du cerveau des chimpanzés. Il se convainc que les circuits d'influx nerveux étaient analogues à la propagation logique d'un raisonnement.

Il en déduit la notion de psychon

- Événement psychique.
- Tout ou rien.
- Implique son antécédent temporel et intervient dans la détermination des psychons subséquents.

Avec l'aide de Pitts, il va présenter le neurone formel.

- Il est binaire : il est soit actif soit inactif.
- chaque neurone possède un seuil de déclenchement fixé.
- le neurone reçoit des entrées de synapse excitatrices, ayant des poids identiques
- le neurone peut aussi recevoir des entrées de synapses inhibitrices, dont l'action est absolue ; c'est à dire que, si la synapse inhibitrice est active, le neurone ne peut pas être actif.
- un quantum de temps est nécessaire à l'intégration des entrées synaptiques, basé sur le délai observé physiologiquement.

Le fonctionnement est simple si aucune synapse inhibitrice n'est active, le neurone ajoute ses entrées synaptiques et vérifie que la somme atteint ou excède son seuil. On dit alors que le neurone devient actif, sinon le neurone est inactif [1].

Ainsi un neurone formel ou artificiel, aussi fréquemment appelé neurone de *McCulloch* et *Pitts*, est un opérateur mathématique très simple qui traduit la représentation mathématique d'un neurone biologique. Selon, G. Dreyfus [6]: "un neurone est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeur bornée". Il possède des entrées qui peuvent être les sorties d'autres neurones, ou des entrées de signaux extérieurs, et une sortie. La valeur de la sortie résulte du calcul de la somme des entrées, pondérées par des coefficients (dits poids synaptiques) et du calcul d'une fonction non linéaire bornée de cette somme pondérée (figure 1.2) ; cette fonction (dite fonction d'activation) est le plus souvent une fonction sigmoïde, mais peut également être une gaussienne, un échelon, etc [7].

Un neurone formel peut être défini par les cinq éléments suivants [8] :

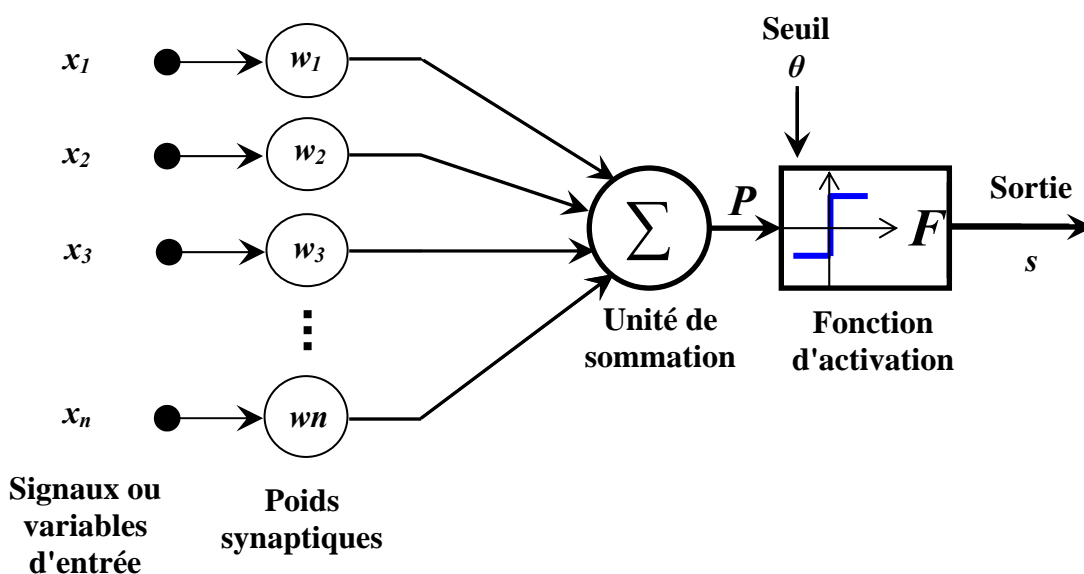


Figure 1.2 : Neurone formel

#### 1.4.1. Entrées

Typiquement, les valeurs d'entrée sont des stimuli externes en provenance de l'environnement ou des sorties d'autres neurones artificiels. Elles peuvent être discrétisées grâce à un ensemble tel que  $\{0,1\}$  ou bien être des valeurs réelles [5].

### 1.4.2. Poids synaptiques

Les paramètres  $w_n$  (figure 1.2) sont souvent désignés sous le nom de «poids» ou, en raison de l'inspiration biologique des réseaux de neurones, «poids synaptiques». Ils sont des valeurs réelles qui déterminent la contribution de chaque entrée. Un algorithme d'apprentissage permet de déterminer le meilleur ensemble de poids pour le problème considéré. Trouver l'ensemble optimal est souvent un compromis entre temps de calcul, minimisation de l'erreur et conservation de la capacité de généralisation pour le réseau.

La première chose que fait un neurone formel est de calculer la somme pondérée de ses entrées. Conformément à l'usage (également inspiré par la biologie), cette somme pondérée est appelée potentiel, à laquelle s'ajoute souvent un terme constant ou «biais» :

$$P = b + \sum_{i=1}^{n-1} w_i x_i \quad (1.1)$$

### 1.4.3. Seuil

Le seuil est un nombre réel qui est soustrait de la somme pondérée des valeurs d'entrée. Pour des raisons de simplicité, le seuil peut être vu comme une entrée supplémentaire associée à un poids, où ( $w = \theta$ ) et ( $x = -1$ ), tel qu'il est illustré par la figure suivante :

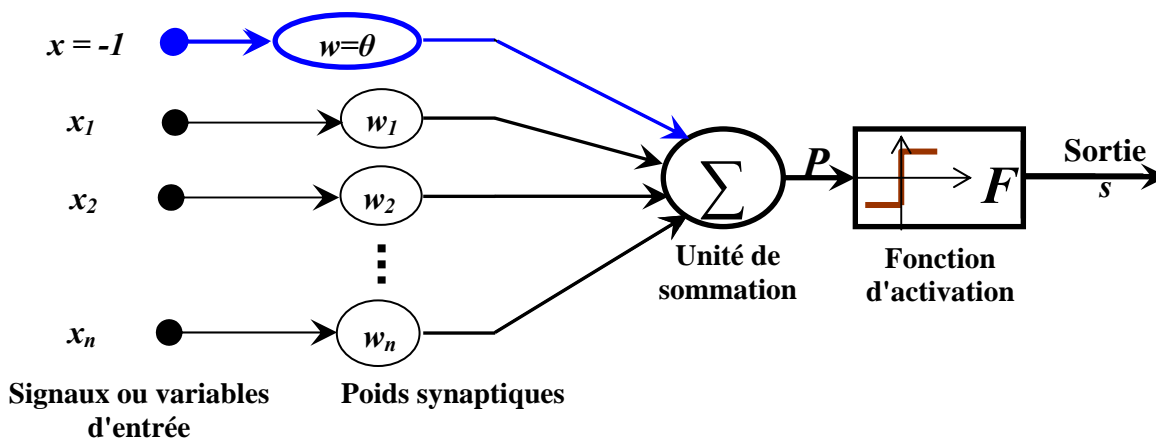


Figure 1.3 : Neurone formel modèle étendu

### 1.4.4. Fonction d'activation

La fonction de transfert ou d'activation calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones aval. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ .

Nous décrivons en ce qui suit, les formes les plus courantes des fonctions de transfert[8] :

#### 1.4.4.1. Fonction binaire à seuil

Elle a été utilisée par *McCulloch et Pitts* dans leur modèle du neurone formel [1]. Elle fait passer l'activation du neurone d'une valeur à une autre dès que l'entrée résultante dépasse un certain seuil (équation 1.2). Le seuillage introduit une non linéarité dans le comportement du neurone. Cependant, il limite la gamme de ses réponses possibles à deux valeurs (figure 1.4). L'inconvénient de cette fonction est qu'elle n'est pas différentiable, ce qui pose un problème pour les algorithmes basés sur le gradient. L'équation qui définit l'état du neurone est :

$$S = F(P - \theta) = F\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (1.2)$$

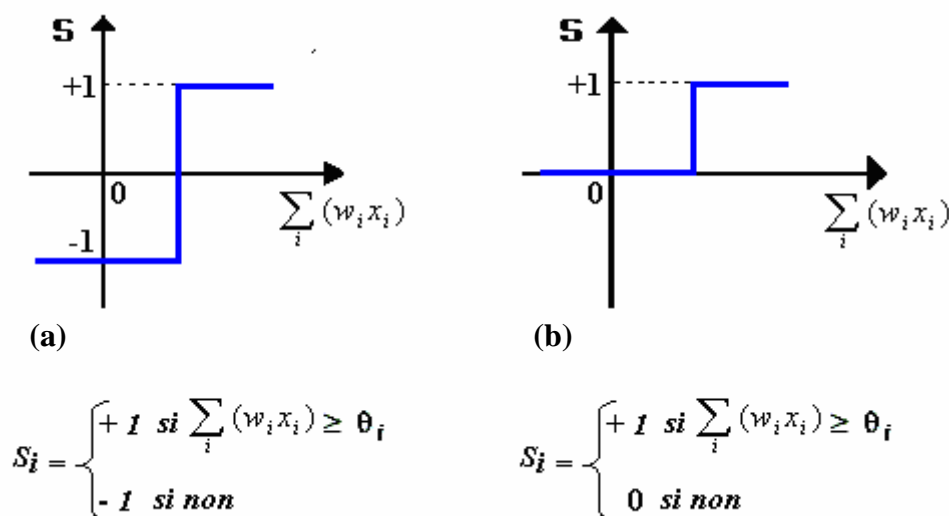


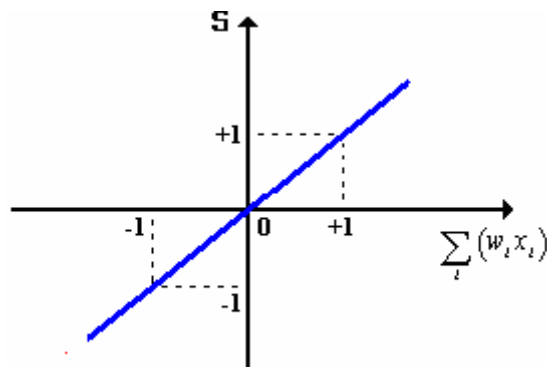
Figure 1.4 : Fonction binaire à seuil

### 1.4.4.2. Fonction identité

La fonction identité dite aussi linéaire dont l'expression est la suivante ;

$$S = F\left(P = \sum_{i=1}^n w_i x_i\right) \quad (1.3)$$

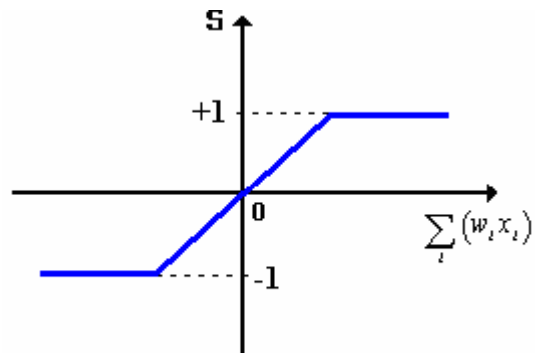
Admet des valeurs non bornées pour les états, ce qui peut entraîner des débordements lors des simulations. Elle est employée souvent pour les neurones de sortie dans les réseaux multicouches. *Kohonen* l'a également utilisé pour construire son modèle de mémoires associatives [9].



**Figure 1.5 :** Fonction identité

### 1.4.4.3. Fonction linéaire à seuil

Cette fonction, qui est aussi appelée linéaire par morceaux, représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil : entre ses deux bornes de saturation, elle confère au neurone une gamme de réponses possibles. En modulant la pente de linéarité, on affecte la plage de réponses du neurone (figure 1.6).



**Figure 1.6 :** Fonction linéaire à seuil

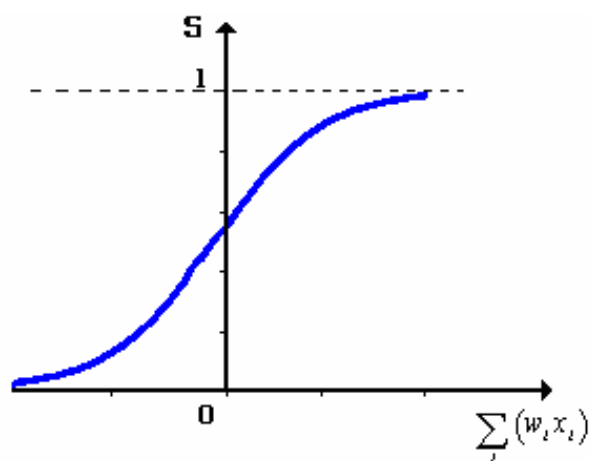
#### 1.4.4.4. Fonction non linéaire

##### a. Fonction sigmoïde logarithmique

La fonction sigmoïde est l'équivalent continu de la fonction linéaire bornée. Vu ses nombreux avantages (continuité et différentiabilité), ce type de fonction est généralement employé dans le réseau de neurones multicouches (figure 1.7). L'équation qui définit la sigmoïde logarithmique est :

$$F(P) = \frac{1}{1 + e^{-P}} \quad (1.4)$$

Pour  $0 < F(P) < +1$



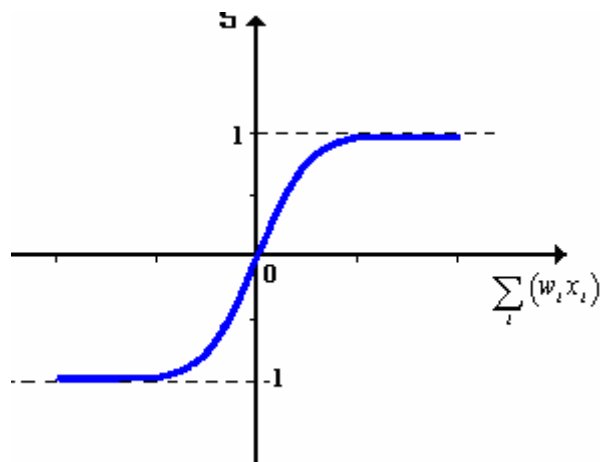
**Figure 1.7 :** Fonction sigmoïde logarithmique

### b. Fonction sigmoïde tangentielle

La fonction sigmoïde tangentielle ou tangente hyperbolique est fort utilisée dans les réseaux multicouches, surtout dans les neurones de la couche cachée (figure 1.8). L'équation qui définit l'état du neurone est :

$$F(P) = \frac{1 - e^{-2P}}{1 + e^{-2P}} \quad (1.5)$$

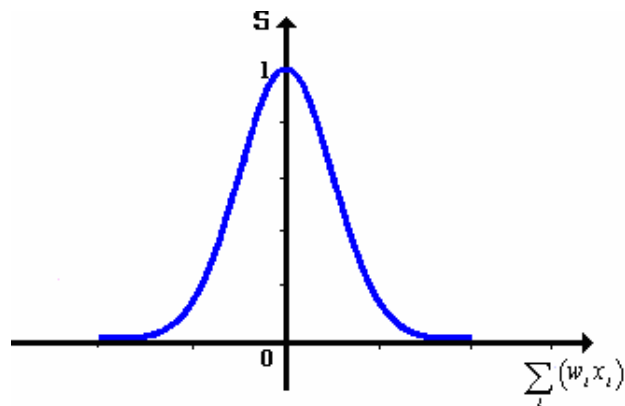
Pour  $-1 < F(P) < +1$



**Figure 1.8 :** Fonction sigmoïde tangentielle

#### 1.4.4.5. Fonction Gaussienne

Cette fonction n'est pas monotone croissante, elle est souvent employé dans les réseaux RBF (Radial Basis Function).



**Figure 1.9 :** Fonction Gaussienne

Dans une étude comparative de fonctions d'activation [10], la fonction sigmoïde s'est révélée meilleure en terme de capacité d'approximation. *H.N.Mhaskar* et *C.A.Micchelli* [11] ont établi une relation entre la précision de l'approximation, le nombre d'unités cachées dans un réseau à une seule couche cachée et la régularité de la fonction d'activation. D'après leur théorème, plus la fonction d'activation est régulière, plus la précision de l'approximation est bonne. Cependant, *Fombellida* et al. [12] ont constaté que l'utilisation de fonctions d'activation non monotones peut présenter certains avantages : accélération de l'apprentissage, réduction du nombre d'unités cachées, etc.

#### 1.4.5. Sortie du neurone "S"

La sortie du neurone ni d'autre que l'application de la fonction de transfert à la somme pondérée de ces entrées selon l'équation suivante :

$$S = F\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (1.6)$$

La sortie calculée, qui peut être discrète ou réelle selon la fonction d'activation utilisée, passe aux autres neurones ou directement à l'environnement extérieur.

#### 1.5. Étude comparative

La figure suivante fait le parallélisme entre le neurone formel ou artificiel et le neurone biologique. On remarque dans cette description schématique, que chaque composant ou constituant du neurone formel trouve son inspiration biologique.

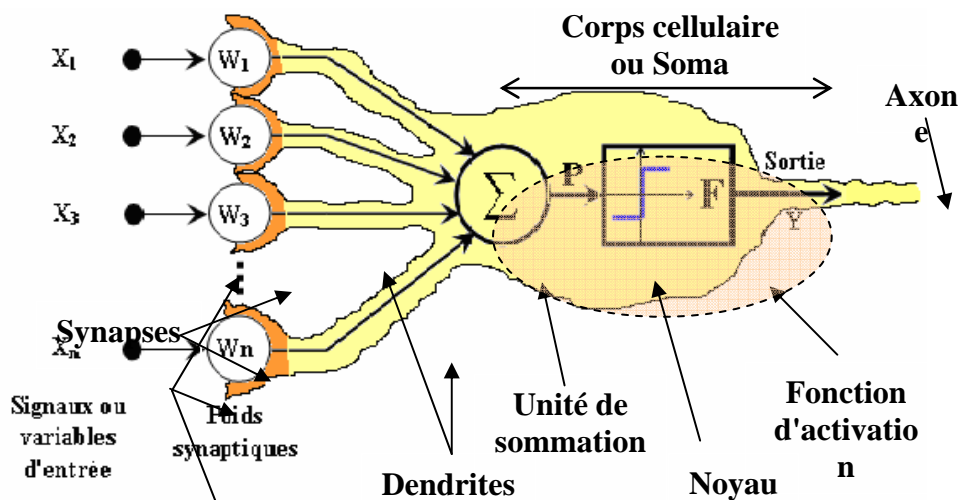


Figure 1.10 : comparaison entre un neurone biologique et un neurone formel.

## 1.6. Architecture et connexionisme des réseaux de neurones

Comme nous l'avons vu plus haut, un neurone réalise simplement une fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables d'entrée. L'intérêt des neurones réside dans les propriétés qui résultent de leur association en réseaux, c'est-à-dire de la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des neurones.

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la « topologie » du modèle. Le plus souvent, cette topologie fait apparaître une certaine régularité de l'arrangement des neurones ; cependant, celui-ci peut être quelconque.

Selon le mode de connexion des neurones, On distingue les réseaux suivants :

### 1.6.1. Réseau de neurones non bouclés

La définition de ce type de réseaux selon G. Dreyfus [6] est :

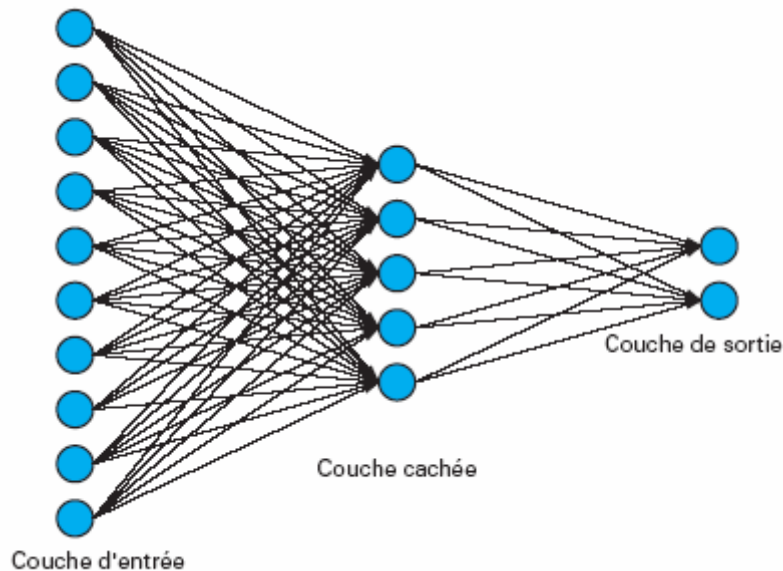
"Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones".

Un réseau de neurones non bouclé est donc 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 se déplace dans le réseaux, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition des fonctions sont les neurones de sortie ; ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés.

Il convient d'insister sur le fait que le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans le réseau de neurones non bouclé : si les entrées sont constantes, les sorties le sont également. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable et, fonctionnellement, on peut considérer ce calcul comme instantané. Pour cette raison, les réseaux non bouclés sont souvent appelés "réseau statique", par opposition aux réseaux bouclés ou dynamique que nous introduirons plus loin.

Le domaine d'application par excellence des réseaux non bouclé, dont l'apprentissage est souvent supervisé, est la modélisation statique type boîte noire. En effet, si on dispose d'un ensemble de variables mesurées et d'un ensemble de mesures d'une grandeur relative à

un processus de nature quelconque (physique, chimique, économique, financier...) et en supposant qu'il existe une relation (suffisamment régulière) entre le vecteur des variables et la grandeur en question, alors il est possible d'approximer cette relation par un réseau de neurone non bouclé.



**Figure 1.11** Réseau multicouche non bouclé classique

Selon le nombre de couches dans un réseau et la fonction d'activation, on distingue :

### 1.6.1. 1. Perceptron

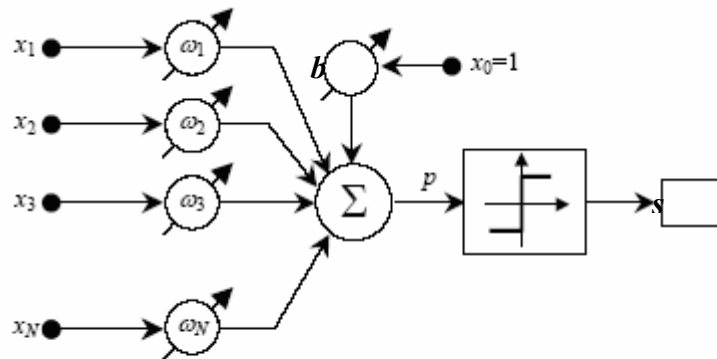
C'est l'un des premiers réseaux de neurones, conçu en 1958 par F.Rosenblatt [2]. Il est linéaire et représente l'unité élémentaire d'un réseau de neurones.

Le perceptron est inspiré du système visuel. La première couche ou couche d'entrée représente la rétine, et la couche de sortie est équivalente aux cellules de décision.

Un Perceptron calcule à partir d'un vecteur de  $n$  entrées réelles  $[x_1 \ x_2 \dots \ x_n]$ , une combinaison linéaire de ces entrées ; le résultat  $P$  de cette combinaison est ensuite utilisé comme argument d'une fonction  $F$  d'une variable pour délivrer la valeur de sortie  $s$  (Figure 1.12). On a donc la relation :

$$s = F(P) = F\left(b + \sum_{i=1}^n x_i w_i\right) \quad (1.7)$$

dans laquelle les  $(\omega_i)$   $i \leq n$  appelés poids représentent la contribution des entrées  $(x_i)$   $i \leq n$  sur la sortie du perceptron. La fonction  $F$  est appelée fonction d'activation du neurone.



**Figure 1.12 :** Principe d'un perceptron

### 1.6.1.2. Perceptron multicouche (MLP)

Les réseaux neurones multicouches contiennent en plus des couches d'entrée et de sortie, un certain nombre (supérieur ou égal à un) de couches intermédiaires ou cachées dont les neurones ont une fonction d'activation sigmoïde. Les liens n'existent évidemment qu'entre les cellules d'une couche avec les cellules de la couche suivante (réseau non bouclé). De telles architectures sont habituellement désignées dans la littérature sous le nom "Multi-Layer Perceptron" MLP (figure 1.11) [6].

Les MLP possédant un seul neurone de sortie linéaire, peuvent approcher toute fonction bornée suffisamment régulière, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables [13]. Néanmoins, cette propriété, qui n'est qu'un théorème d'existence et ne donne pas la méthode de trouver les paramètres du réseau, n'est pas spécifique aux réseaux de neurones. C'est la propriété de parcimonie qui leur est particulière et fait tout leur intérêt.

Les MLP sont, en effet, des approximateurs parcimonieux, c'est-à-dire ; que le nombre des paramètres de pondération ou poids, pour une précision donnée, croît linéairement avec le nombre des variables d'entrées du modèle. La parcimonie, qui est une propriété fondamentale des MLP, est donc d'autant plus importante que le nombre des entrées d'un modèle est grand [6].

### 1.6.1.3. Réseaux RBF (Radial Basis Function)

Ces réseaux ont été introduits par *M.Powel* [14] et *D.Broomhead* et al. [15]. Il s'agit d'une "spécialisation" d'un perceptron multicouche (MLP). Les neurones de ces réseaux sont actifs pour une zone restreinte de l'espace d'entrée qui est définie par des fonctions radiales. Cette technique consiste à utiliser la non linéarité d'une fonction (par exemple une gaussienne) pour ponctuer la réponse des neurones des couches cachées (figure 1.33) [5,16,17].

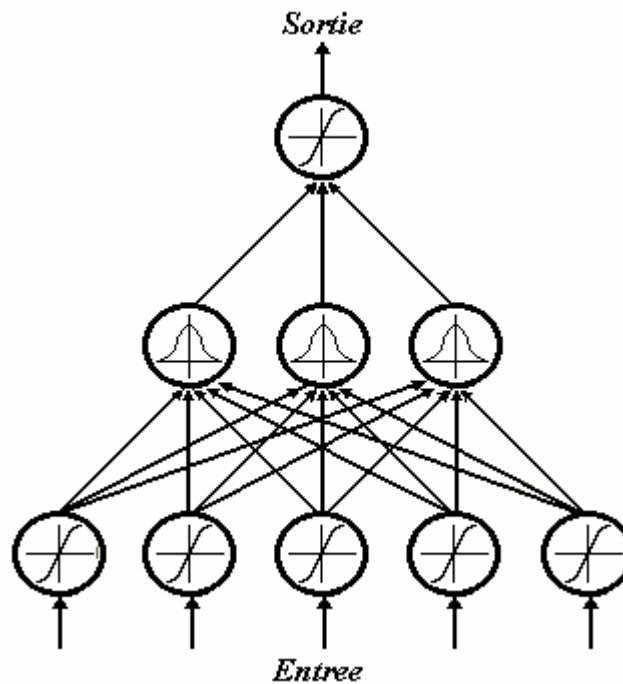
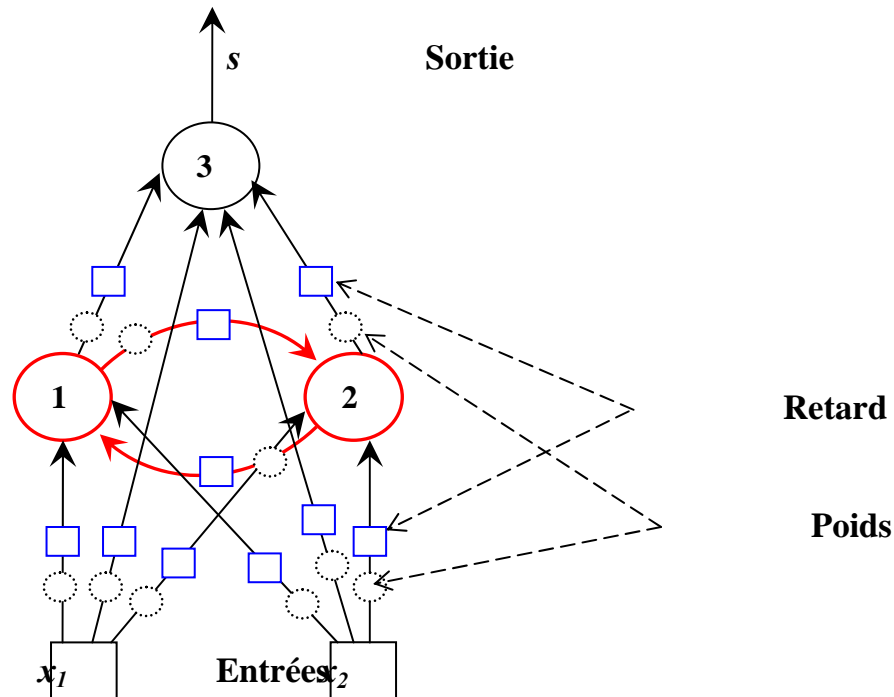


Figure 1.13 : Réseau Radial Basis Function (RBF)

### 1.6.2. Réseaux de neurones bouclés

Un réseau de neurone est dit bouclé ou récurrent lorsque des sorties de neurones d'une couche sont connectées aux entrées d'une couche d'indice inférieur. Autrement dit, lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. Raison pour la quelle ce type de réseaux sont appelés dynamique.

Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclé, un retard, multiple entier de l'unité de temps choisie [6]. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul.



**Figure 1. 14 :** Un réseau de neurone bouclé à deux entrées contenant une boucle ente les neurones (1) et (2).

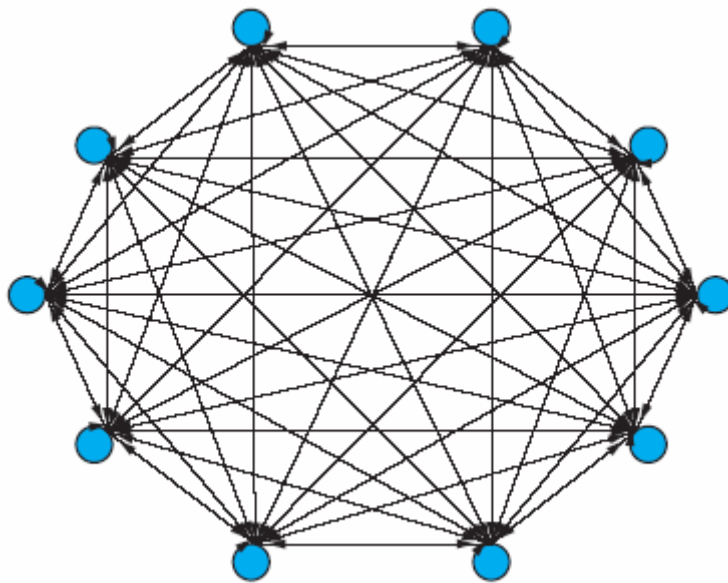
Les réseaux de neurones bouclés sont mise en œuvre essentiellement pour concevoir des modèles dynamiques. Ils peuvent être utilisés à titre d'exemples ; comme modèle de simulation pour prévoir l'évolution d'un processus quelconque dans le temps ou comme prédicteur à très court terme (une période d'échantillonnage) afin de l'intégrer à un système de commande [6].

Selon la complexité de son connexionnisme, on distingue :

### 1.6.2.1. Modèle de Hopfield

Le modèle élaboré par *J.Hopfield* [3], est totalement interconnecté c'est le réseau bouclé par excellence (figure 1.30). Il n'y a plus de notions de couche, du fait que chaque neurone du réseau est a la fois une entrée et une sortie, le réseau implantant ainsi une mémoire associative (adressables par le contenu), c'est-à-dire qu'on lui donne des exemples et il doit

être capable de les reconnaître lorsqu'ils sont bruités. La question qui se pose alors est : quelle est la capacité de stockage d'un tel réseau ? Des recherches ont prouvé que le rapport optimal entre le nombre d'exemples et le nombre de neurones est de 0,14 [18]. Dès que le nombre d'exemples devient trop grand, le réseau oublie tout ce qu'il a appris. Le processus d'apprentissage fait appel à la règle de *Hebb* [19,20] qui renforce la connexion entre deux neurones s'ils sont actifs simultanément. Ce type de réseau est utilisé essentiellement dans la reconnaissance de la parole et la reconnaissance des formes [19].

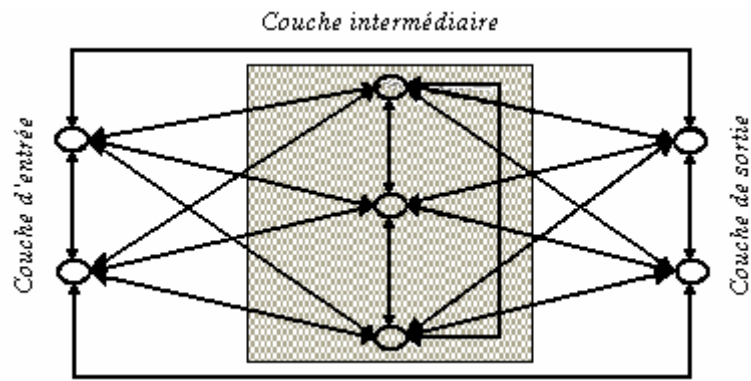


**Figure 1.15 :** Modèle de Hopfield

### 1.6.2.2. Modèle de Boltzmann

La Machine de Boltzmann qui a été introduite en 1984 par *G.E.Hinton* et al. [21], est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Il s'agit d'un réseau fortement récurrent au même titre que les réseaux de *Hopfield*. Mais à la différence de ces derniers, le réseau est divisé en trois parties distinctes et les entrées et sorties sont clairement séparées et identifiées [22].

L'utilisation pratique de ces réseaux s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).

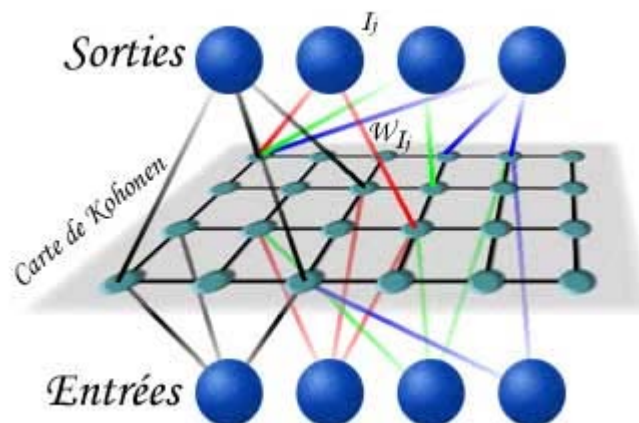


**Figure 1.16** [5]: Réseau de type machine de Boltzmann

Il est souvent employé dans le domaine de reconnaissance de la parole ou de la vision [19].

### 1.6.2.3. Modèle de Kohonen

La carte de Kohonen [9] est en général à deux dimensions. Chaque neurone de la couche d'entrées est relié à chaque neurone de la carte de Kohonen (lien 1 vers tous). Chaque neurone de la carte de Kohonen est relié à tous les neurones de la carte. Les poids sont déterminés en fonction de la distance selon une fonction "chapeau mexicain" ou DOG (Difference of Gaussians). Ces réseaux fonctionnent dans leur très grande majorité dans un mode non supervisé. Il est donc relativement difficile de lui faire apprendre nos bases [8].



**Figure 1.17** : Architecture d'un modèle de Kohonen

Les réseaux de *Kohonen* trouvent leurs champs d'application dans plusieurs domaines tels : la classification, le traitement de l'image, la reconnaissance de la parole et l'optimisation [19].

## 1.7. Apprentissage

On appelle apprentissage des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres (poids) des neurones du réseau, afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée [6]. L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones durant laquelle on calcule les poids des neurones de telle manière que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties désirées. L'apprentissage fait appel à des exemples de comportement du processus à modéliser [23].

On distingue deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé, selon qu'on fournit ou non au modèle les sortie désirées :

### 1.7.1. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé admet l'existence d'un expert (ou professeur) qui possède une connaissance innée de l'environnement. Le rôle de l'expert est de fournir les informations relatives à l'environnement nécessaires à l'apprentissage du réseau, sous forme d'un ensemble d'exemples composés de stimuli auxquels sont associées des réponses désirées.

L'apprentissage supervisé exige donc que les exemples ou les données soient constitués de couples de valeurs du type : (valeur d'entrée, valeur de sortie désirée). Tout le problème de l'apprentissage supervisé consiste, étant donné un vecteur d'apprentissage de  $n$  couples  $(x, d) \ i = 1, 2, \dots, n$ , à déterminer le vecteur des poids des neurones capables de prédire le même vecteur de sortie à partir du même vecteur d'entrée.

Un apprentissage supervisé force donc le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif (données).

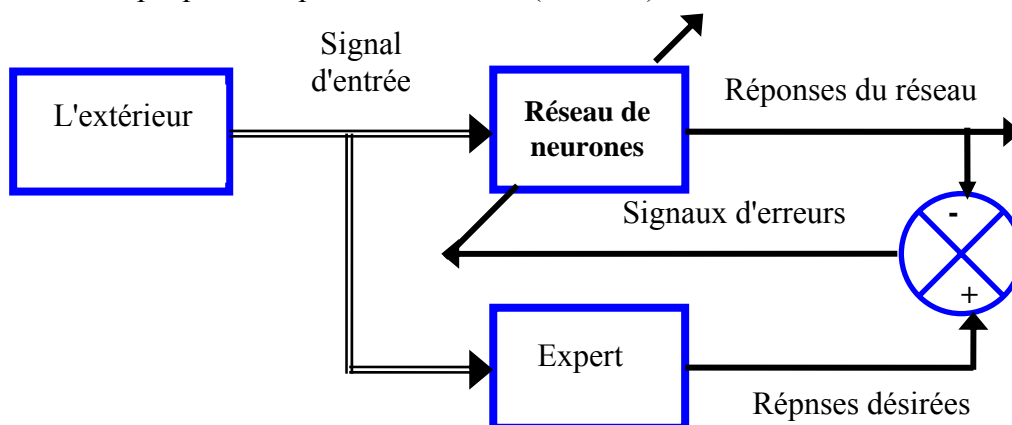


Figure 1.18 : Illustration de l'apprentissage supervisé

### 1.7.2. Apprentissage non supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, lors d'un apprentissage non-supervisé, le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final lorsqu'on lui présente un motif. Il n'y a donc pas de professeur qui dirige le réseau vers une situation souhaitée, c'est au réseau de découvrir les ressemblances entre les éléments de la base de donnée, et de les traduire par des réponses adéquates.

L'apprentissage est qualifié donc de non supervisé lorsque seules les valeurs d'entrée sont disponibles. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une autoadaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse pour des valeurs d'entrées similaires.

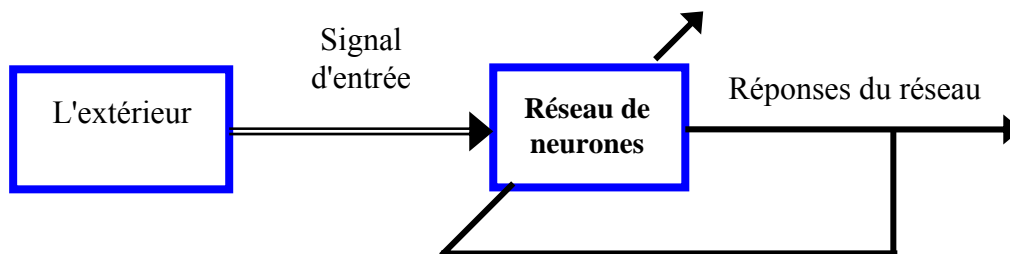


Figure 1.19 : Illustration de l'apprentissage non supervisé

## 1.8. Règles d'apprentissage

### 1.8.1. Règle d'apprentissage de Hebb

Les réseaux neuronaux se sont développés grâce à leur capacité d'apprentissage. Le psychologue Hebb fût le premier à présenter un apprentissage à partir des neurones artificiels. "Lorsqu'un axone de la cellule A est suffisamment proche pour pouvoir exciter la cellule B et qu'il prend part de manière répétitive ou persistente à cette excitation, alors on doit trouver soit un phénomène de croissance, soit un changement métabolique dans l'une ou l'autre des cellules tel que l'efficacité de la cellule A pour exciter B doit être accrue." [20].

En d'autres termes, la synapse entre la cellule A et la cellule B doit faciliter la transmission de l'influx nerveux lorsque les deux sont excités en même temps, et au contraire si les cellules A et B ne sont pas activés sur la même excitation, la synapse doit inhiber cette transmission.

La règle de Hebb est utilisée dans un apprentissage supervisé. Son algorithme modifie de façon itérative les poids pour adapter la réponse obtenue à la réponse désirée. Il comprend les points suivants [24] :

1. Présentation des matrices d'entrée  $X$  et des vecteurs de sortie désirée  $D$  de la base d'apprentissage;
2. Initialisation des poids  $w_i$  et du seuil  $\theta$  à des valeurs petites, choisies au hasard, ainsi que  $\mu$  le pas de modification des poids;
3. Calcul de la sortie  $S$  obtenue pour cette entrée :

$$S = F(x, w) = F\left(\sum_i (w_i x_i) - \theta\right) \quad (1.8)$$

$$F(x, w) = \begin{cases} +1 & \text{si } \left(\sum_i (w_i x_i) - \theta\right) > 0 \\ -1 & \text{si } \quad \quad \quad \text{non} \end{cases} \quad (1.9)$$

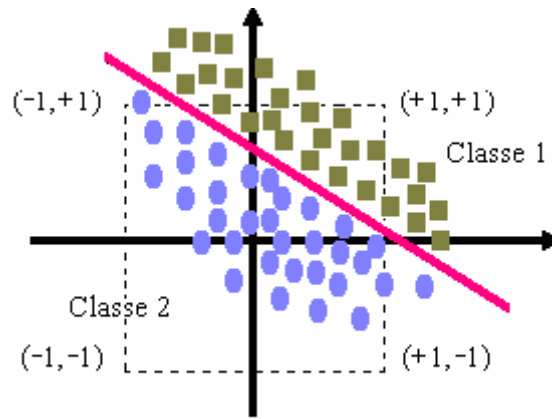
4. Si la sortie  $S$  est différente de la sortie désirée  $D$  alors modification des poids :

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \mu(x_i \cdot d_i) \quad (1.10)$$

5. Tant que tous les exemples de la base d'apprentissage ne sont pas traités correctement, retour à l'étape 3.

Le perceptron est donc capable de réaliser une partition de son espace d'entrée en deux classes (1 et 2), selon la valeur de sa sortie (+1 ou -1). La séparation entre ces deux classes étant donnée par un hyperplan (figure 1.20). L'équation de la droite séparatrice appelée encore droite de décision est [24] :

$$\sum_i (w_i x_i) - \theta = 0 \quad (1.11)$$



**Figure 1.20** : Séparation des exemples d'apprentissage par la droite de décision

### 1.8.2. Règle d'apprentissage du perceptron de F. Rosenblatt

Elle consiste à présenter au réseau une série d'exemples d'apprentissage, puis à minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie effectivement obtenue. L'algorithme est le suivant [24] :

1. Présentation des matrices des vecteurs d'entrée  $X$  et de la sortie désirée  $D$  de la base d'apprentissage;
2. Initialisation des poids  $w_i$  et du seuil  $\theta$  à des valeurs petites choisies au hasard, ainsi que  $\mu$  le pas de modification des poids et  $\varepsilon$  l'erreur admissible;
3. Calcul de la sortie  $S$  obtenue pour cette entrée :

$$S = F(x, w) = F\left(\sum_i (w_i x_i) - \theta\right) \quad (1.12)$$

$$F(x, w) = \begin{cases} +1 & \text{si } \left(\sum_i (w_i x_i) - \theta\right) > 0 \\ -1 & \text{si } \quad \quad \quad \text{non} \end{cases} \quad (1.13)$$

4. Calcul de l'erreur :

$$e = d - s \quad (1.14)$$

5. Si  $e < \varepsilon$  le calcul s'arrête;
6. Si non, on ajuste les poids synaptiques :

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \mu \cdot [(d_i - s_i) \cdot x_i] \quad (1.15)$$

7. Tant que tous les exemples de la base d'apprentissage ne sont pas traités correctement, retour à l'étape 3.

### 1.8.3. Règle d'apprentissage de Widrow-Hoff (ADALINE)

Le modèle de l'adaline (ADaptive LINar Element) a été présenté par B. Widrow, [25] chercheur américain à Stanford, dans les années 1960. Dans la règle de Widrow-hoff (appelé aussi règle delta), l'apprentissage est réalisé par itération. Les poids à la phase initiale sont générés aléatoirement. L'idée est de remplacer la fonction seuil d'activation dans les cellules de sortie par la fonction identité (figure 1.20). L'avantage de cette approche est de ne plus être restreinte à une réponse binaire, et d'offrir tout l'éventail de valeurs possibles. Cependant, l'apprentissage va être défini comme la minimisation de l'erreur globale du système. La fonction d'erreur ou fonction de coût repose sur la méthode des moindres carrés [26] :

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - s_i)^2 \quad (1.16)$$

L'appellation delta vient du fait qu'on exprime la modification d'une connexion par :

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \Delta w_i \quad (1.17)$$

Avec :

$$\Delta w_i = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (1.18)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial}{\partial w_i} \left[ \frac{1}{2} \sum_i (d_i - s_i)^2 \right] \quad (1.19)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = -(d_i - s_i) \frac{\partial s_i}{\partial w_i} \quad (1.20)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = -(d_i - s_i)x_i \quad (1.21)$$

D'où

$$w_i = w_i + \mu(d_i - s_i)x_i \quad (1.22)$$

Son algorithme d'apprentissage peut être décrit par les points suivants [26] :

1. Présentation des matrices des vecteurs d'entrée  $X$  et de la sortie désirée  $D$  de la base d'apprentissage;
2. Initialisation des paramètres initiaux;
3. Calcul de la sortie  $S$

$$S = F(P) = P \quad (1.23)$$

Avec

$$P = \sum_i w_i x_i - \theta \quad (1.24)$$

4. Phase de test : calcul de l'erreur quadratique  $E$

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - s_i)^2 \quad (1.25)$$

5. Si  $E < \varepsilon$  (erreur admissible), le calcul s'arrête
6. Si non, on ajuste les poids synaptiques :

$$w_i^{t+1} = w_i^t + \mu(d_i - s_i)x_i \quad (1.26)$$

7. Retour à l'étape 3.

#### 1.8.4. Algorithme de rétropropagation du gradient

L'algorithme de rétropropagation du gradient est certainement à la base des premiers succès des réseaux de neurones multicouches. Il figure parmi les algorithmes d'apprentissage les plus utilisés.

Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique, ce qui est assez simple quand on utilise une fonction d'activation dérivable (la sigmoïde par exemple). On propage la modification des poids de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée [27].

L'apprentissage par rétropropagation du gradient d'un perceptron multicouches peut donc se décomposer principalement en quatre phases [27] :

- la propagation du signal de la couche d'entrée jusqu'à la couche de sortie,
- le calcul de l'erreur en sortie,
- la rétropropagation de l'erreur;
- correction des poids synaptiques.

Avant tout apprentissage, il est indispensable de normaliser et de centrer toutes les variables d'entrées. Il faut aussi, qu'au lancement de l'apprentissage, les valeurs initiales des poids doivent être différentes de zéro pour que l'algorithme de rétropropagation puisse fonctionner. D'autre part, l'utilisation de valeurs élevées peut provoquer un phénomène de saturation prématurée qui contribue à diminuer la vitesse de convergence de l'apprentissage [28, 29]. La fonction de coût la plus utilisée dont on cherche à évaluer le gradient est de la forme [22] :

$$E = \sum_i (d_i - s_i)^2 \quad (1.27)$$

Elle exprime l'erreur ou la distance quadratique entre la sortie réelle du modèle  $s_i$  et la sortie désirée  $d_i$ . Cette fonction a tendance à amplifier les erreurs les plus importantes. Par conséquent, au cours de l'apprentissage, la mise à jour des poids est largement déterminée par la correction des grandes erreurs, ce qui est recherché en général [30].

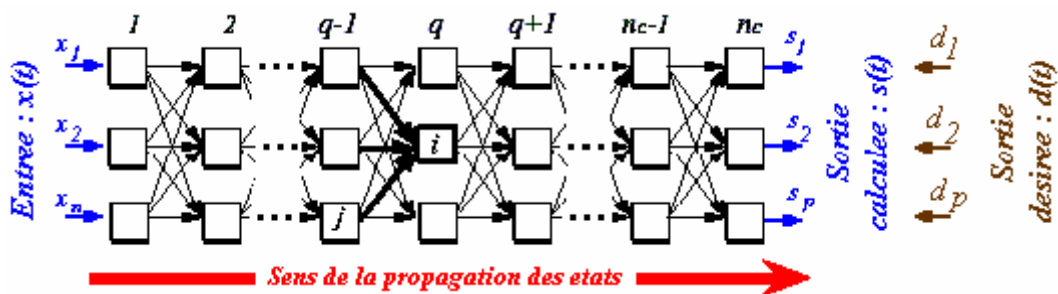
L'apprentissage comporte une première phase de calcul dans le sens direct (figure 1.21), où chaque neurone effectue la somme pondérée de ses entrées et applique en suite la fonction d'activation  $F$  (fonction dérivable), pour obtenir la mise à jour du neurone. L'équation suivante correspond à cette mise à jour :

$$s_i = F \left( P_i = \sum_{j=0}^n w_{ij} x_j \right) \tag{1.28}$$

Avec :

- $P_i$  : le potentiel post-synaptique du neurone  $i$ ;
- $x_j$  : l'état du neurone de la couche précédente;
- $w_{ij}$  : le poids de la connexion du neurone  $j$  vers le neurone  $i$ .

Cette phase, dite de propagation, permet de calculer la sortie du réseau en fonction de l'entrée.



**Figure 1.21** : Sens de propagation du calcul des sorties  $s_i$

Pour pouvoir minimiser la fonction de coût, on doit calculer son gradient pour tous les poids de la manière suivante [27] :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial P_i} \frac{\partial P_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial P_i} x_j \tag{1.29}$$

Le gradient  $\delta_i$  sera ensuite :

$$\delta_i = - \frac{\partial E}{\partial P_i} \tag{1.30}$$

On distingue alors deux cas, suivant que le neurone d'indice  $i$  est un neurone de sortie ou non. Dans le cas de la couche de sortie, le gradient attaché aux cellules de sortie est alors obtenu par l'équation suivante [27] :

$$\delta_i = -\frac{\partial E}{\partial P_i} = -\frac{\partial E}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial P_i} = -\frac{\partial E}{\partial s_i} \frac{\partial F(P_i)}{\partial P_i} = 2(d_i - s_i)F'(P_i) \quad (1.31)$$

Car seul  $s_i$  dépend de  $P_i$  et  $s_i = F(P_i)$ .

Pour les neurones des couches cachées, l'ordre de calcul des gradients est l'inverse de celui utilisé pour la mise à jour des états dans le réseau. Il s'effectue d'une manière récursive en menant les calculs depuis la (ou les) sortie(s) du réseau vers ses entrées (figure 1.22); on parle alors de rétropropagation. L'expression du gradient prend la forme suivante [27] :

$$\delta_i = -\frac{\partial E}{\partial P_i} = -\sum_l \frac{\partial E}{\partial P_l} \frac{\partial P_l}{\partial P_i} = \sum_l \delta_l \frac{\partial P_l}{\partial P_i} = \sum_l \delta_l \frac{\partial P_l}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial P_i} \quad (1.32)$$

Soit encore :

$$\delta_i = F'(P_i) \sum_l \delta_l w_{li} \quad (1.33)$$

Où  $\delta_l$  : le gradient du neurone  $l$  de la couche suivante (en aval) de la cellule  $i$ .

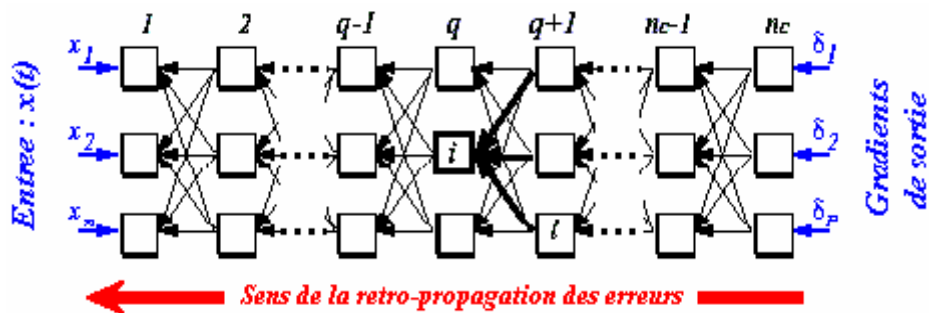


Figure 1.22 : Sens de rétropropagation des gradients  $\delta_i$ .

Dans le cas de l'algorithme de gradient total, il s'agit d'un apprentissage non adaptatif c'est-à-dire tous les exemples de la base d'apprentissage sont présentés successivement au réseau, la modification des poids n'intervient qu'après présentation de tous les exemples. Par opposition au gradient stochastique, qui s'effectue au moyen d'un apprentissage adaptatif, la

modification des poids est effectuée au fur et à mesure que les données ou les exemples sont disponibles [31].

Enfin, selon l'équation générale de modification des poids  $w_{ij}$  [27] :

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \Delta w_{ij}^t \quad (1.34)$$

$$\Delta w_{ij} = -\mu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \mu \delta_i x_j \quad (1.35)$$

D'où :

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + \mu \delta_i x_j \quad (1.36)$$

$\mu$  : est un petit nombre positif qui représente le pas de déplacement en direction du minimum le plus proche (pas d'apprentissage ou pas du gradient).

La méthode d'évaluation des paramètres  $w$  du modèle (l'équation (1.36)), dite méthode du gradient simple, est commode, mais elle présente de nombreux inconvénients:

- si le pas du gradient est trop petit, la décroissance du coût est très lente ; si le pas est trop grand, le coût peut augmenter ou osciller ;
- au voisinage d'un minimum de la fonction du coût, le gradient de cette dernière tend vers zéro, donc l'évolution du vecteur des coefficients devient très lente ; il en va de même si la fonction de coût présente des plateaux où sa pente est très faible ; ces plateaux peuvent être près d'un minimum, et, dans la pratique, il est impossible de savoir si une évolution très lente du gradient est due au fait que l'on est au voisinage d'un minimum, ou que l'on se trouve sur un plateau de la fonction du coût ;
- si la courbure de la fonction du coût varie beaucoup, la direction du gradient peut être très différente de la direction qui mènerait vers un minimum.

Un autre problème survient fréquemment lors de l'apprentissage des réseaux de neurones est que certains neurones sont écartés lors de la phase d'apprentissage vu que leur vecteur de poids ne subit pas de modification au cours de l'apprentissage ce qui rend la contribution du neurone au quel sont associés dans l'ensemble du réseau, insignifiante. Ces neurones sont souvent désignés de neurones morts ou inactifs.

Pour résoudre ce problème un nombre appelé biais est souvent ajouté à chaque neurone du réseau. Le résultat est que le biais des neurones qui ne répondent pas fréquemment, augmente au cours de l'apprentissage pour permettre à ces derniers de contribuer d'une manière significative dans l'élaboration du modèle. Par contre, le biais des neurones très actifs diminue. Ce terme joue, en effet, le rôle de régulateur.

La rétropropagation du gradient permet donc de minimiser la fonction de coût  $E(w_{ij})$ . Toutefois, cette méthode ne garantit pas l'obtention du minimum global de la fonction (blocage dans un minimum local). Dans ce cas la minimisation de l'erreur n'est pas optimale.

Cette méthode consiste en fait à se placer en un point et à se laisser descendre le long des pentes de la courbe  $Z = E(w_{ij})$ , tel qu'elle est illustrée par la figure suivante :

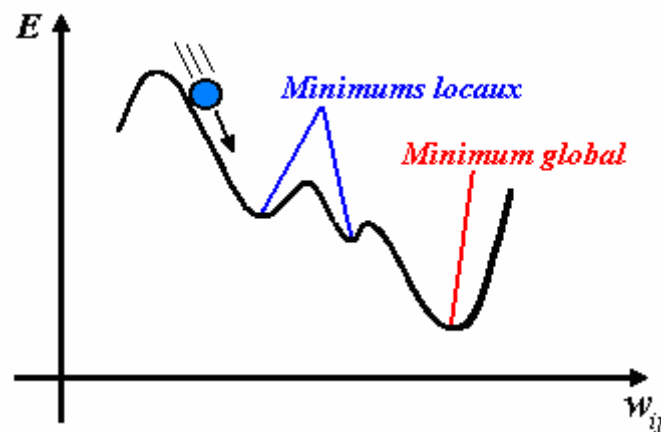


Figure 1.23 : Graphe de la surface d'erreur

En résumé, l'algorithme de rétropropagation du gradient s'articule autour des points suivants :

1. Initialisation des poids à des petites valeurs aléatoires;
2. Présentation d'une entrée  $X_k$  et de la sortie désirée  $d_k$ ;

3. Calcul de la sortie actuelle par propagation à travers les couches en utilisant la formule (1.28);
4. Accumulation des erreurs en sortie, en utilisant la formule (1.27);
5. Rétropropagation du gradient de l'erreur depuis la dernière couche vers la première couche :
  - Pour chaque cellule de sortie en utilisant la formule (1.31);
  - Pour chaque cellule cachée en utilisant la formule (1.33);
6. Mise à jour des poids en utilisant la formule (1.36);
7. Répéter les étapes de 2 à 6 pour l'entrée suivante, jusqu'à ce que l'erreur en sortie soit inférieure à la limite fixée ou que le nombre maximum d'itérations soit atteint.

Ils existent d'autres variantes pour la modification des paramètres d'un modèle (gradient du second ordre, BFGS, Levenberg-Marquardt...) dont nous présentons respectivement les principes ci-après.

#### 1.8.4.1. Méthode de Newton

Pour trouver une solution qui minimise la fonction de coût, la méthode de rétropropagation du gradient utilise uniquement l'information donnée par la dérivée de premier ordre. Il est connu en optimisation que l'utilisation des informations données par les dérivées d'ordre supérieur peut accélérer le processus de recherche d'une solution optimale. De nombreux travaux ont tenté d'étendre cette approche aux techniques adaptatives dans le cadre des réseaux de neurones [32].

Les méthodes du second ordre opèrent une recherche itérative d'un point minimum  $w^*$  à partir d'approximations locales quadratiques de la fonction de coût  $E$ .

Supposons l'adaptation ( $\Delta w^t = w^{t+1} - w^t$ ) des paramètres du réseau relativement faible à chaque itération. Il est alors possible d'estimer la valeur  $E(w^{t+1})$  de la fonction de coût  $E$  à l'instant  $(t+1)$ , par un développement en série de *Taylor* multivariable, limité à l'ordre 2 au voisinage du point  $w_t$  :

$$E(w^{t+1}) = E(w^t + \Delta w^t) \cong E(w^t) + \nabla_{(w)} E(w^t) \Delta w^t + \frac{1}{2} \Delta w^t H(w^t) \Delta w^t \quad (1.37)$$

Où  $H(w^t) = \nabla_{(w)}^2 E(w^t)$  représente la matrice Hessienne des dérivées partielles du second ordre de la fonction de coût  $E$ , évaluée au point  $w_t$ . Les éléments de cette matrice sont définis par :

$$H(w)_{ij} = \frac{\partial^2 E(w)}{\partial w_i \partial w_j} \quad (1.38)$$

$$H(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial w_1^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_1 \partial w_2} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial w_1 \partial w_n} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial w_2 \partial w_1} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_2^2} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 E}{\partial w_n \partial w_1} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_n \partial w_2} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial w_n^2} \end{bmatrix} \quad (1.39)$$

Un point minimum  $w^*$  de la fonction de coût est approximativement localisé, à partir de l'expression approchée (1.37), par annulation du vecteur gradient  $\nabla_{(\Delta w)} E(w^{t+1})$  selon :

$$\nabla_{(\Delta w)} E(w_{t+1}) = \nabla_{(w)} E(w_t) + H(w^t) \Delta w_t = 0 \quad (1.40)$$

Soit :

$$\Delta w^t = -H(w^t)^{-1} \nabla_{(w)} E(w^t) \quad (1.41)$$

La règle d'adaptation des paramètres du réseau du second ordre se déduit alors de l'expression (1.38) suivant :

$$w^{t+1} = w^t - \mu^t A \quad (1.42)$$

$A = -H(w^t)^{-1} \nabla_{(w)} E(w^t)$  représente la direction de minimisation du second ordre empruntée à l'instant  $t$ , et  $\mu^t$  constitue le pas de la descente (coefficient d'adaptation positif  $0 < \mu^t < 1$ ).

La méthode d'optimisation paramétrique décrite par la règle d'adaptation (1.42) est connue sous la dénomination de méthode d'optimisation de Newton. Elle peut localiser le

minimum d'une fonction de coût quadratique en une unique itération (en ce cas le pas de la descente est constant fixé à un  $\mu^t = 1$ ).

En pratique, cette méthode est peu employée car elle nécessite le calcul du Hessien et surtout de son inverse à chaque itération qui est complexe. On lui préfère une méthode plus économique dite de quasi-Newton.

#### 1.8.4.2. Méthode de quasi-Newton

La méthode de quasi-Newton [32] consiste à approcher l'inverse du Hessien plutôt que de calculer sa valeur exacte. L'inverse du Hessien est approché par une matrice  $M^k$  définie positive modifiée à chaque itération. La suite des matrices  $\{M^k\}$  est construite de manière à converger vers l'inverse du Hessien lorsque la fonction de coût est quadratique. La modification des paramètres est donnée par :

$$w^{t+1} = w^t - \mu^t M^t \nabla E^t \quad (1.43)$$

A la première itération, la matrice  $M^0$  est prise égale à la matrice identité. Cette suite est construite grâce à la méthode dite BFGS, développée indépendamment par *C.G.Broyden*, *R.Fletcher*, *D.Goldfarb* et *D.F.Shanno* [7], dont la vitesse de convergence est beaucoup plus grande que celle de la méthode du gradient.

#### 1.8.4.3. Méthode Levenberg-Marquardt

La méthode de *Levenberg-Marquardt* [33] consiste à modifier les paramètres selon la relation suivante :

$$w^{t+1} = w^t - (H^t + \eta^t I)^{-1} \nabla E^t \quad (1.44)$$

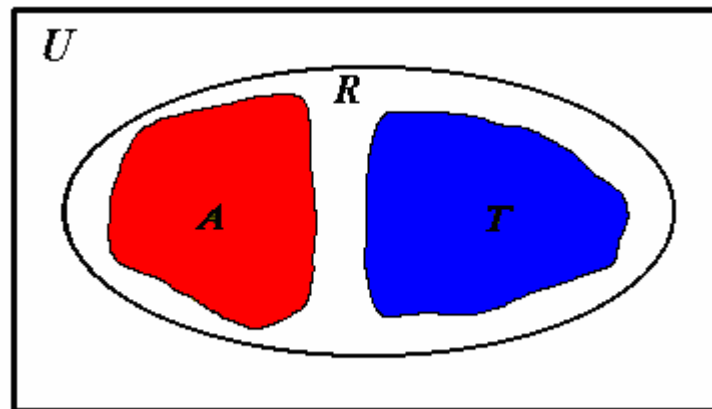
Avec  $I$  : matrice identité

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  $\eta^t$  est grand, on reconnaît la méthode du gradient simple (dans ce cas la valeur du pas est donnée par  $1/\eta^t$ ) et si  $\eta^t$  est petit, la modification des paramètres correspond à celle de la méthode de Newton [7].

### 1.9. Théorie de la généralisation

La généralisation concerne la tâche accomplie par le réseau une fois son apprentissage achevé [34]. Elle peut être évaluée en testant le réseau sur des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage. Elle est influencée essentiellement par quatre facteurs : la complexité du problème, l'algorithme d'apprentissage, la complexité de l'échantillon (le nombre d'exemples et la manière dont ils représentent le problème) et enfin la complexité du réseau (nombre de poids). La complexité du problème est déterminée en partie par sa nature même : on peut parler de "complexité intrinsèque". Par ailleurs, l'algorithme d'apprentissage influe sur la généralisation par son aptitude à trouver un minimum local assez profond, sinon le minimum global [5].

La complexité de l'échantillon est définie par la figure 1.24. Supposons que l'on cherche à extraire une règle à partir d'exemples, la zone  $U$  représente l'ensemble des couples entrée-sortie possibles. La partie  $R$  représente la région dans laquelle la règle qu'on cherche à extraire est valable. On dit que  $R$  est consistante avec la règle. On sélectionne un certain nombre d'exemples pour l'apprentissage du réseau, qui forment l'ensemble d'apprentissage  $Z_A$ . On sélectionne un autre ensemble distinct  $Z_T$  pour tester le réseau et estimer sa généralisation. Les deux ensembles  $Z_A$  et  $Z_T$  doivent être représentatifs de la région  $R$ .



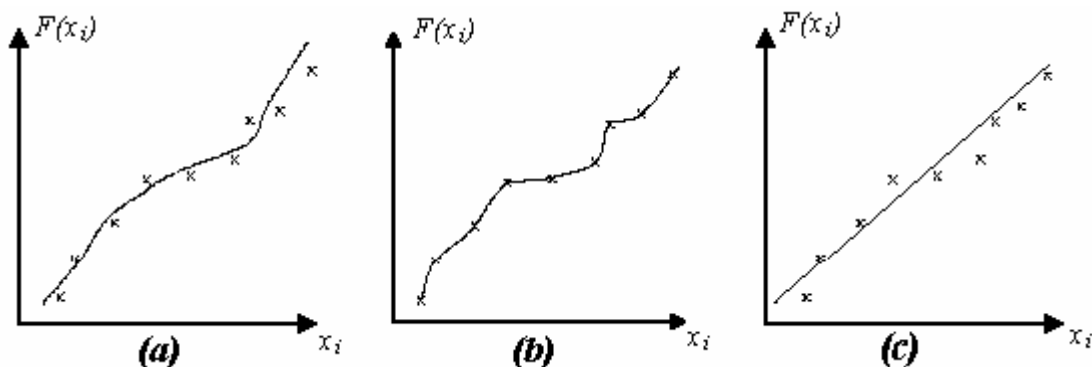
**Figure 1.24 :** Extraction de règles

L'autre facteur influant sur la généralisation est la complexité du réseau. Pour bien cerner cet aspect, on fait l'analogie avec un problème de régression polynomiale classique. Supposons que l'on dispose d'un nuage de points issus d'une fonction  $g$  d'une variable réelle inconnue. Les exemples à notre disposition sont des couples  $(x_i, y_i)$  bruités de la forme [5] :

$$y_i = g(x_i) + \varepsilon_i \quad (1.45)$$

Où les  $\varepsilon_i$  sont des réalisations d'une variable aléatoire. L'objectif est de modéliser la fonction  $g$  par un modèle polynomial en utilisant les exemples d'apprentissage.

Les courbes données par la figure 1.25 représentent la modélisation de  $g$  par trois modèles qui diffèrent par leur nombre de paramètres. On peut constater que le modèle ayant très peu de paramètres n'a pas assez de flexibilité pour réaliser un apprentissage correct des exemples d'apprentissage. Les erreurs d'apprentissage et de test sont toutes deux importantes : c'est la situation de sous-apprentissage (figure 1.25.c). En revanche, le modèle constitué de nombreux paramètres, lisse parfaitement les exemples d'apprentissage. Il commet donc une erreur faible sur ces données, mais probablement une erreur plus importante sur les données de test. C'est la situation de sur-apprentissage (figure 1.25.b). Finalement, le modèle possédant un nombre de paramètres modérés réalise un bon compromis entre précision d'apprentissage et bonne généralisation (figure 1.25.a).



**Figure 1.25 [5] : a. Apprentissage correct**

**b. Sur-apprentissage**

**c. Sous-apprentissage**

Le problème de la généralisation est souvent vu sous deux perspectives différentes. Dans la première, la taille du réseau est fixée (en accord avec la complexité du problème) et la question est : combien d'exemples d'apprentissage sont nécessaires pour atteindre une bonne généralisation ? Cette perspective est intéressante dans les applications où l'on a la possibilité d'acquérir autant d'exemples que l'on veut. Dans le second cas, le nombre d'exemples d'apprentissage est fixé et la question est : quelle taille du réseau donne la meilleure

généralisation pour ces données ? On est conduit à adopter ce point de vue lorsque l'on est limité dans la possibilité d'acquérir des données d'apprentissage : il importe alors de déterminer quelle est la taille permettant au réseau de décrire au mieux les données en notre possession [5].

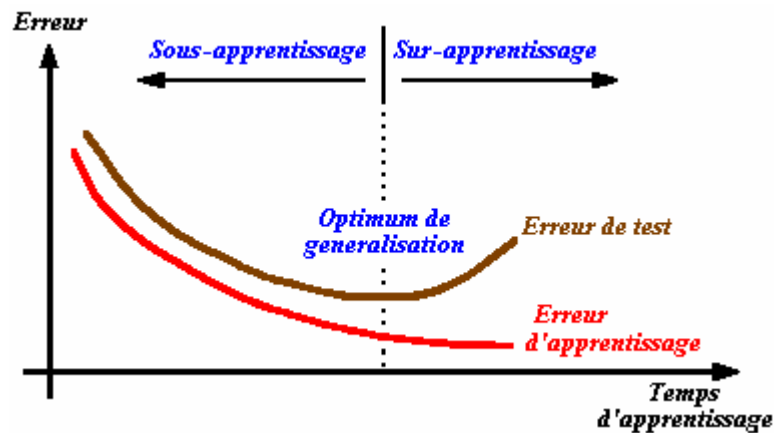
Cependant une manière d'évaluer la faculté de généraliser la représentation construite par le réseau de neurones à toutes les données, y compris celles n'appartenant pas à l'ensemble d'apprentissage, consiste à mesurer les performances du réseau sur des données représentatives du problème non apprises. Il s'agit d'une évaluation de l'erreur de généralisation. La différence entre l'erreur d'apprentissage et l'erreur de généralisation (figure 1.26) représente une mesure de la qualité de l'apprentissage effectué [35].

### 1.10. Critère d'arrêt pour l'apprentissage

L'une des méthodes qui permet de contrôler la capacité d'un réseau de neurones consiste à arrêter l'apprentissage "à temps". De ce fait différents critères permettant de décider quand stopper l'algorithme d'apprentissage ont été développés :

- quand l'erreur d'apprentissage a atteint un seuil fixé;
- après un nombre fixé de cycles d'apprentissage;
- quand une estimation de l'erreur de généralisation est minimum.

Les méthodes qui évaluent l'erreur de généralisation sont presque toutes basées sur la partition de l'ensemble des données qu'on possède en plusieurs sous-ensembles. Par exemple un ensemble utilisé pour l'apprentissage et un ensemble de validation. L'ensemble de validation est utilisé pour contrôler et mesurer la généralisation du réseau. Pendant l'apprentissage l'erreur d'apprentissage décroît continuellement, tandis que sur l'ensemble de validation elle ne diminue que jusqu'à un certain point au-delà duquel elle augmente [34]. A partir de ce point le réseau apprend par cœur les données de l'ensemble d'apprentissage et l'apprentissage doit être stoppé (figure 1.26). Ces deux ensembles servent à déterminer l'architecture la plus appropriée pour le problème à traiter : pour différentes architectures (nombre de neurones cachés variable), on contrôle l'erreur de validation et on choisit l'architecture pour laquelle elle est minimale.



**Figure 1.26** [5]: Evolution des erreurs d'apprentissage et de test au cours du temps

Parmi les méthodes utilisant cette méthodologie on peut citer les méthodes appelées "split-samples", "Cross-validation" :

- La technique nommée "split-samples" réserve un troisième ensemble de données appelé ensemble de test, pour tester le réseau sur des données qui n'ont jamais été utilisées ni pour l'apprentissage ni pour la validation.
- Pour la cross-validation l'ensemble des données de départ est découpé en  $k$  parties de taille égale. Le réseau est entraîné  $k$  fois, chaque fois en utilisant  $(k-1)$  parties pour l'apprentissage et la dernière pour la validation et le calcul des erreurs commises en généralisation. L'ouvrage de *R.Tibshirani* [36] donne une comparaison de ces méthodes.

### 1.11. Procédure de modélisation neuronale

Le modèle boîte noire constitue la forme la plus primitive de modèle mathématique : il est réalisé uniquement à partir de données expérimentales ou d'observations ; il peut avoir une valeur prédictive, dans un certain domaine de validité, mais il n'a aucune valeur explicative [6]. A l'opposé, un modèle de connaissance, que l'on pourrait qualifier de boîte blanche, est issu de l'analyse des phénomènes physiques, chimiques, biologiques, etc., dont résulte la grandeur que l'on cherche à modéliser. Ces phénomènes sont mis en équation à l'aide des connaissances théoriques disponibles au moment de l'élaboration du modèle. La démarche scientifique s'efforce, dans la mesure du possible, de construire des modèles de connaissance : l'élaboration d'un modèle de connaissance nécessite l'existence d'une théorie, alors qu'un modèle boîte noire requiert seulement la disponibilité de mesures.

Entre la boîte noire et le modèle de connaissance se situe le modèle semi- empirique, ou modèle boîte grise, qui contient à la fois des équations résultant d'une théorie, et des équations purement empiriques, résultant d'une modélisation de type boîte noire [6].

Les réseaux de neurones constituent le plus souvent des modèles boîte noire, néanmoins dans certaines conditions, ils peuvent être utilisés avec profit dans le cadre de modèles boîte grises.

Un modèle statique est régi exclusivement par des équations algébriques ; un modèle dynamique, en revanche, obéit à des équations différentielles et à des équations algébriques [6]. Nous examinerons en bref, exclusivement, dans ce qui suit la conception d'un modèle statique type boîte noire, réalisé à l'aide de réseaux de neurones bouclés (MLP) du fait qu'il a un lien direct avec le thème de ce travail.

L'objectif de la modélisation boîte noire est de trouver, à partir des données ou des mesures disponibles, une relation déterministe, si elle existe, entre les variables d'entrées du modèle  $x$  et la grandeur à modéliser  $y$ .

La procédure de développement d'un réseau de neurone qui répond à une modélisation statique peut se résumer aux points suivants:

1. Sélection des données
2. Collecte des données
3. Séparation des bases de données,
4. Normalisation des données,
5. Choix du type de réseau de neurones,
6. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée
7. Choix de la fonction de transfert
8. Estimation des paramètres ou apprentissage,
9. Validation et généralisation.

### 1.11.1. Sélection des données

Lorsqu'on conçoit un modèle à partir de mesures, il est indispensable que l'ensemble des variables d'entrée soit aussi réduit que possible ; en effet, à chaque entrée du modèle correspond un nombre de paramètres égal au nombre de neurones cachés. Il est donc nécessaire

- que la représentation des entrées soit aussi compacte que possible,
- que la représentation des entrées contienne tous les facteurs pertinents par rapport à la grandeur à modéliser, mais seulement ceux-ci. En effet, la présence de variables qui ont, sur la grandeur à modéliser, moins d'influence que les perturbations ou le bruit, entraîne celle de paramètres superflus et introduit des variations non significatives sur les variables d'entrées, qui constituent autant de sources d'erreur pour le modèle [6].

Avant la conception d'un modèle neuronale, il convient donc de procéder à une sélection des entrées. Cette sélection revêt deux aspects :

- réduction de la dimension de l'espace de représentation des variables du modèle,
- élimination des entrées qui n'ont qu'une faible influence sur la sortie.

### 1.11.2. Collecte des données

Une fois les entrées pertinentes du modèle sont bien connues, l'objectif de cette étape est de les recueillir, à la fois pour développer (l'apprentissage) le réseau de neurones et pour le tester. La base de donnée reconstituée doit être représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal.

### 1.11.3. Séparation des bases de données

Afin de développer un modèle neuronal, il est nécessaire de disposer d'au moins deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour valider le réseau obtenu et déterminer ses performances. On peut utiliser une troisième base de donnée, si elle est disponible, pour tester le réseau. Il n'y a pas de règle précise pour déterminer le partage de manière quantitative des données. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose, l'essentiel, est que la base de données consacrées à

l'apprentissage doit être la plus importante. Il est important de souligner que les sous-ensembles formés à partir de la base de donnée de départ devront être représentatifs de celle-ci.

#### **1.11.4. Normalisation des données**

Avant tout apprentissage, il est indispensable de normaliser et de centrer toutes les variables d'entrée. En effet, si des entrées ont des grandeurs très différentes, celles qui sont petites n'ont pas d'influence sur l'apprentissage. Il existe plusieurs approches de normalisation des données dont le choix dépend de la nature des données et de la fonction à approximer.

#### **1.11.5. Choix du type de réseau de neurones**

Comme il s'agit d'une modélisation statique type boîte noire pour approcher une fonction bornée et continue, la meilleure approche neuronale envisageable est celle des MLP à une seule couche cachée.

#### **1.11.6. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée**

Il n'existe pas de règle permettant de prévoir à l'avance le nombre de neurones dans la couche cachée. On pourrait penser qu'en plaçant un grand nombre de neurones dans la couche cachée, on obtiendrait systématiquement de meilleurs résultats. Mais il convient de prendre garde d'une part au temps de calcul (plus le nombre de neurones placés dans la couche cachée est important, plus le temps de calcul est long), d'autre part au risque de surapprentissage (diminue la capacité de généralisation du réseau) ou de sous apprentissage lorsque leur nombre est insuffisant.

D'autre part, nous savons que le nombre des paramètres croît linéairement avec le nombre des variables d'entrées du modèle (parcimonie). Il va falloir donc trouver un compromis entre la parcimonie et le sur ou le sous apprentissage.

#### **1.11.7. Choix de la fonction de transfert**

La fonction de transfert neuronale, que l'on appelle aussi fonction d'activation, est la fonction mathématique appliquée à la sortie de chaque neurone. Là encore, il n'existe pas de méthode permettant de prévoir a priori quelle sera la fonction qui donnera les meilleurs

résultats. Mais pour les MLP, il faut des fonctions de type sigmoïde pour les neurones de la couche cachée et généralement une fonction linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

#### **1.11.8. Estimation des paramètres ou apprentissage**

Pour les modélisations statiques au moyen des MLP, il s'agit de faire un apprentissage supervisé.

Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs désirées. Ce qui permet un arrêt adéquat de l'apprentissage pour obtenir de bonnes performances de généralisation.

L'obtention des paramètres architecturaux optimaux se fera par comparaison des performances obtenues pour différentes architectures de réseaux de neurones [27].

#### **1.11.9. Validation et généralisation**

La validation consiste à tester le réseau après ou au cours de l'apprentissage avec des données proches des données utilisées lors de la phase d'apprentissage. Les résultats de ce test permettront au modèle d'éviter les situations de sous ou de sur apprentissage. En revanche la généralisation s'effectue avec des données tout à fait nouvelles et différentes de la base de données de départ. Elle permet de savoir si le réseau a développé une capacité de généralisation assez performante.

#### **1.12. Conclusion**

Tout au long de ce chapitre, nous avons tenté de donner un maximum d'informations sur les réseaux de neurones d'une façon générale tout en mettant l'accent sur les réseaux de neurones non bouclés ou statiques, type MLP, vraisemblablement les plus utilisés dans les modélisations statiques du fait qu'ils sont doués de la propriétés d'approximation universelle. Nous avons présenté un algorithme d'apprentissage très utilisé dans la communauté connexionniste: l'algorithme de rétropropagation du gradient. Plusieurs travaux lui ont été consacrés et un certain nombre de modifications ont été proposées pour accélérer le temps d'apprentissage et améliorer la capacité de généralisation ainsi que les performances du réseau obtenu. Vers la fin, nous avons également présenté une procédure plus au moins détaillée d'une modélisation statique en utilisant les MLP. Cette démarche devrait, nous aider dans l'estimation du coefficient de convection massique qui fera l'objet du chapitre 3.

# ***Chapitre II***

***Généralité et  
Définition relative  
au milieu poreux  
&***

***Le Transfert de  
Masse Convectif***

## Généralité et définition relative au milieu poreux

### 2.1. Généralité :

Durant les dernières années, les écoulements dans les milieux poreux n'ont cessé d'avoir une importance de plus en plus grandissante jusqu'à devenir un pôle d'attraction durant la dernière décennie. En effet un grand nombre de chercheurs ont porté un intérêt particulier aux milieux poreux. Ceci est dû au fait que le transfert massiques et thermique dans ces milieux occupe une place de plus en plus importante dans plusieurs secteurs de l'industrie et des technologies avancées.

Les premières recherches qui ont été menées dans ce domaine ont toutes portées sur des écoulements monophasiques, pour ensuite englober les écoulements polyphasiques durant ces dernières années.

Les phénomènes de transfert massiques et thermiques dans les milieux poreux (en monophasiques ou en polyphasiques) interviennent dans de nombreuses applications et touches à des domaines multiples tel que représenté ci-dessous :

Domaine d'utilisation	Application
Mécanique	<ul style="list-style-type: none"> <li>-Isolement thermique</li> <li>-Capacité de séchage</li> <li>-Récupération de l'énergie géométrique</li> <li>-Accroissement du transfert de chaleur par modification de surface</li> <li>-Lubrification</li> <li>Réacteurs nucléaires utilisant des gaz de refroidissement s'écoulant à travers des particules radioactives</li> <li>-Fusion et solidification des alliages binaires</li> <li>-Déshumidification</li> <li>-Pré chauffeurs et stabilisateurs de flamme poreux</li> <li>-Stockage de l'énergie solaire</li> <li>-Pots catalytiques dans le domaine de l'automobile</li> </ul>
Genie-	-Réacteurs chimiques

chimique	<ul style="list-style-type: none"> <li>-Filtration</li> <li>-Adsorption</li> <li>-L'échange d'ion</li> <li>-Les réactions catalytiques sur une surface solide</li> <li>-Séchage</li> <li>Réacteurs chromatographiques</li> <li>-Convertisseurs catalytiques pour la réduction de la pollution de l'air des produits de combustion</li> <li>-Transfert de masse à travers les membranes</li> </ul>
Environnement	<ul style="list-style-type: none"> <li>-Ecoulement des eaux souterraines</li> <li>-contamination des eaux souterraines</li> <li>-Ecoulement d'eau, de vapeur d'eau et d'air à travers des matériaux de construction</li> <li>-Recyclage de déchets nucléaires</li> <li>-Irrigation</li> <li>-Nettoyage des sols par injection de vapeur</li> </ul>
Géologie	<ul style="list-style-type: none"> <li>-Migration des eaux et minéraux</li> <li>-Exploitation de l'énergie géothermique</li> </ul>
Pétrole	<ul style="list-style-type: none"> <li>-Ecoulement de gaz et pétrole dans les réservoirs</li> <li>-Accroissement de la production de gaz naturel</li> </ul>
Médecine	<ul style="list-style-type: none"> <li>-Stimulation du transport des gaz dans l'organisme [38]</li> </ul>

**Tableau 2.1** : les domaines d'application pour les écoulements dans les milieux poreux

Un exemple concret, d'application des écoulement polyphasiques en milieux poreux , est l'exploitation des gisements d'hydrocarbures qui fait appel à différents procédés , parmi lesquels on trouve des méthodes thermiques qui consistent à injecter un fluide chaud ( eau chaude , vapeur chaude , gaz...) au sein du gisement . Ces méthodes tendent à faciliter l'écoulement des fluides dans le réservoir en réduisant la viscosité dans l'huile brute. Actuellement, l'injection de vapeur est la plus utilisée. En 1988 par exemple, aux états unis, 72%de la production par l'application des méthodes améliorées était faite de vapeur [39].

Autre exemple le cas d'un écoulement dans un milieu poreux avec changement de phase (ébullition). Phénomène qui se rencontre entre autres lors de la stimulation d'accidents

nucléaires (désintégration du cœur radioactif en débris poreux, particulièrement ou entièrement saturés en liquide de refroidissement [40].

## 2.2. Définition relative aux milieux poreux

### 2.2.1. Milieu poreux :

Un milieu poreux est un massif formé de cavités de volume et de surface variées, interconnectées, partiellement ou totalement entre eux par des petits canaux, en prenant comme exemple de formation de particules sphériques, de textures fibreuses, etc., entre lesquels les vides forment l'espèce proprement dit (les vides sont appelés pores).

Une des caractéristiques majeures de la plupart des corps poreux est de permettre la circulation des fluides dans les cavités du milieu poreux, on distingue pour cela deux (02) types de milieu poreux :

- Le milieu poreux saturé, où la matrice solide est complètement remplie par les fluides comme le sol imbibé d'eau.
- Le milieu poreux où plusieurs fluides, miscibles ou non, coexistent au sein des cavités, comme le sol partiellement saturé d'eau, le mélange eau-huile dans les roches pétrolières (écoulement polyphasiques).

### 2.2.2. La porosité

La porosité totale ( $\varepsilon_T$ ) dans un milieu poreux est définie comme étant le rapport du volume occupé par les espèces vides au volume total (matrice + vide) correspondant :

$$\varepsilon_T = \frac{V_P}{V_T}$$

(2.1)

où

$V_P$  : Volume des espèces vides

$V_T$  : Volume total

En général, la porosité totale ne présente pas d'intérêt, car seuls les pores accessibles jouent un rôle actif. On définit donc la porosité effective ou utile :

$$\varepsilon_T = \frac{V_{PU}}{V_T}$$

(2.2)

où :

$V_{PU}$  : Volume des pores accessibles ou utiles (c'est à dire communiquant entre eux).

Le tableau (1.1) nous donne quelques valeurs de la porosité de certains matériaux d'après les résultats expérimentaux rapportées par SHEIDEGGER [41] en 1974.

SUBSTANCE	POROSITE
Matériau mousseux	0,98
Fibre de verre	0,88 – 0,93
Fil à tisser	0,68 – 0,76
Grain de silice	0,65
Poudre d'ardoise noire	0,57 – 0,66
Cuir	0,56 – 0,59
Terre	0,43 – 0,54
Sable	0,37 – 0,70
Empilement de sphères	0,36 – 0,43
Filtre à cigarette	0,17 – 0,49
Brique	0,16 – 0,34

**Tableau 2.2** : Valeurs moyennes de porosité de quelques matériaux.

### 2.2.3. La variation de la porosité.

La variation de la porosité apparaît significativement sur le champ de vitesse, et cela en modifiant localement le profil des vitesses, ceci est associé à la nature du contact entre le matériau poreux et la paroi au voisinage de cette dernière, l'assemblage des particules formant le milieu poreux défait.

Le milieu poreux devient ainsi perméable, cette perméabilité est associée à la présence de contraintes de compressions, fracture, etc.

La vitesse du fluide atteint presque deux (02) fois le diamètre des particules.

La majorité des travaux de recherches supposent une variation de la porosité (valeur moyenne) au voisinage de la paroi et peut être approximée pour un lit de particules par :

$$\varepsilon = \varepsilon_{\infty} \left[ 1 + C \exp\left(\frac{-NR}{d_p}\right) \right]$$

(2.3) [12]

où :

$\varepsilon$  : Porosité au centre du lit poreux ;

$\varepsilon_{\infty}$  : Porosité de la paroi ;

$R$  : Distance à partir de la paroi solide ;

$d_p$  : Diamètre des particules ;

$C$  et  $N$  : Constantes empiriques, déterminées d'après de récentes recherches par les conditions suivantes :

$$R = 0 \rightarrow \varepsilon = 1$$

$$R \approx 4d_p \text{ à } 5d_p \rightarrow \varepsilon = \varepsilon_{\infty}$$

$$C = 1,4$$

$$\rightarrow \text{Pour } \varepsilon_{\infty} = 4$$

$$N = 5, \text{ à } 6$$

### 2.2.4. La perméabilité :

Elle caractérise l'aptitude du milieu poreux à laisser circuler le fluide à travers les pores dans le cas de la présence d'un gradient de pression.

Lorsque le milieu poreux ne contient qu'un seul liquide, la perméabilité absolue  $K$ , est donnée par la loi de H.DARCY [42].

$$K = \frac{-\left(\frac{Q}{S}\right) \cdot \mu}{\frac{\partial P}{\partial x}} \quad (2.4)$$

$\frac{Q}{S}$  : Vitesse de filtration (vitesse Darcienne) dans le milieu poreux ;

$Q$  : Débit s'écoulant à travers le milieu poreux ;

$S$  : Surface de la section droite ;

$\mu$  : Viscosité dynamique de pression dans le sens de l'écoulement.

$\frac{\partial P}{\partial x}$  : Gradient de pression dans le sens de l'écoulement.

On exprime  $K$  en Darcy, en millidarcy, ou en  $m^2$ .

La perméabilité est déterminée expérimentalement en fonction des paramètres géométriques.

➤ **Modèle de CARMAN et KOZENY (1970) [43]**

Ils ont proposés une formulation mathématique de la perméabilité en fonction de la porosité, développée à partir d'un réseau capillaire.

$$K = \frac{\varepsilon^2 \cdot d_p^2}{36A(1-\varepsilon)^2} \quad (2.5)$$

$d_p$  : diamètre des particules ;

$A$  : Coefficient de KOZENY (paramètre de forme)

$A$  prend la valeur de 5 dans le cas de particules entassées.

En 1971, RUMPF et GUPTE ont proposé pour des particules très entassées que :

$$A = \frac{\varepsilon^{5,5} d^2}{5,6} \quad (2.6)$$



### 2.2.5. Notion de volume élémentaire représentatif (V.E.R).

En pratique, l'utilisation des équations différentielles à l'échelle macroscopique d'un milieu poreux s'avère impossible à cause de la géométrie de ce milieu qui se caractérise par la non uniformité de la dimension du vide et de distribution dans la partie centrale de la matrice poreuse. Il est par conséquent nécessaire d'effectuer un changement d'échelle.

On définit ainsi un volume élémentaire représentatif de grande dimension par rapport aux dimensions moyennes des pores où les grandeurs et paramètres telles que la vitesse, la pression, la température, la porosité, sont de valeurs moyennes.

### 2.2.6. La tortuosité

La tortuosité  $(a)$  dépend à la fois de la géométrie actuelle du réseau poreux où s'effectue l'écoulement et de la viscosité du fluide, elle vaut un (01) pour un milieu totalement fluide ( $\varepsilon = 1$ ). La vitesse du fluide étant alors homogène au niveau macroscopique, elle tend vers l'infini pour un milieu de porosité connectée tendant vers 0 ( $\varepsilon \rightarrow 0$ ). La vitesse relative moyenne du fluide par rapport au squelette tendant vers zéro ; En raison d'effet de viscosité importante, on notera que ces valeurs limitées sont indépendantes de la manière dont  $(a)$  dépend de la géométrie du réseau poreux connecté et de la viscosité du fluide.

L'expression  $a = \left[ 1 + \frac{1}{\varepsilon} \right] / 2$  a été proposée par BERGMAN.

### 2.2.7. La viscosité dynamique effective

La notion de viscosité effective a été introduite afin d'exprimer la continuité de contrainte entre la région poreuse et la région fluide. BRINKMAN [44] a suggère de prendre la viscosité effective égale à la viscosité du fluide.

LUNDGREN [45] a montre que la viscosité effective est fonction de la viscosité du fluide et de la porosité du milieu poreux. Pour les faibles concentrations de particules, LUNDGREN confirme la supposition de BRIKMAN.

R.DARBY [46] a donné un tableau résumant les expressions du rapport des viscosités proposées par certains auteurs.

AUTEUR	EQUATION	LIMITATION
EINSTEIN	$\frac{\mu_{eff}}{\mu_f} = 1 + 2,5(1 - \varepsilon)$	Sphères $C_V \rightarrow 0$
FRANKEL Et AKRIVOS	$\frac{\mu_{eff}}{\mu_f} = C \left[ 1 - \left( \frac{C_V}{C_{Vmax}} \right)^{1/3} \right], C = \frac{9}{8}$ pour $C_V \rightarrow C_{Vmax}$	Suspensions Concentrées Seulement
GUTH Et SIMHA	$\frac{\mu_{eff}}{\mu_f} = \frac{1 + 0,5C_V - 0,5C_V^2}{1 - 2C_V - 9,6C_V^2}$	$\mu_{eff} \rightarrow \infty$ Pour $C_2 = 0,234$
MOONEY	$\frac{\mu_{eff}}{\mu_f} = \exp\left(\frac{2,5C_V}{1 - KC_V}\right)$	$0,75 \leq K \leq 1,5$
HAPPEL	$\frac{\mu_{eff}}{\mu_f} = 1 + 5,5C_V \left\{ \frac{4C_V^{7/3} + 10 - \left(\frac{84}{11}\right)C_V^{2/3}}{10[1 - C_V^{1/3} - 25C_V(1 - C_V^{4/3})]} \right\}$	Modèle de Cellule sphérique (théorique)

**Tableau 2.4:** Expression de la viscosité effective en fonction de la porosité ( $C_V = 1 - \varepsilon$ ).

Les milieux poreux peuvent être assimilés à des réseaux plus ou moins complexes de galeries qui s'enchevêtrent, s'éloignent ou se rapprochent. De telles structures forment la plupart des objets de tous les jours.

Les processus ou phénomènes dynamiques dans les milieux poreux soulèvent des problématiques scientifiques intéressantes. Ces phénomènes sont en général corrélés à la texture de la matrice poreuse.

## LE TRANSFERT DE MASSE CONVECTIVE

### 2.3 Introduction

On appelle transfert de matière le transport d'un constituant d'une solution fluide d'un point à l'autre. Ceci peut avoir lieu sans l'influence d'un gradient de potentiel chimique (diffusion) ou d'une force extérieure (convection)

Le transfert de masse peut s'effectuer en phase gazeuse ou en phase liquide mais dans de nombreuses opérations de l'industrie chimique. Ce transfert a lieu entre deux phases.

Dans l'industrie chimique le souci de l'ingénieur est la mise en œuvre optimale des procédés de transformation des matières premières en produit du fonctionnement, les procédés sont un enchaînement d'étapes élémentaires de la nature physique, chimique et même biologique. On distingue principalement deux types d'opérations :

- Transformation (réacteur chimique ou biologique)
- Fractionnement ou variation de la composition des mélanges (échangeurs de matière), [47].

Mais parmi les problèmes rencontrés par l'ingénieur dans l'industrie chimique qui empêche les différents procédés d'atteindre l'optimum et considérés l'un des paramètres importants, nécessaire pour la conception et le calcul des réacteurs à lits fixes, c'est le coefficient de transfert de matière fluide- solide. De nombreuses études visant à sa détermination ont été effectuées depuis environ quarante ans.

Dans ce chapitre, nous allons citer quelques travaux théoriques effectués dans le but de prédire le transfert de matière et de chaleur des lits fixes. Et des études expérimentales ont été consacrées à la détermination du coefficient de transfert de matière liquide –solide. Nous définissons la convection massique et donnons un aperçu sur le coefficient de convection massique, tout en donnant leur fondement théorique. Cette partie est nécessaire pour la modélisation des données génériques à partir des différentes corrélations des modes de convection forcée, naturelle et dans les milieux poreux et les conduites en utilisant la méthode des réseaux de neurones comme moyen d'investigation.

## 2.4 Etudes théoriques

La complexité de l'écoulement des fluides dans les lits fixes rend une approche théorique du transfert de matière ou de chaleur fluide-solide très difficile. Nous allons citer dans ce paragraphe quelques travaux théoriques effectués dans le but de prédire le transfert de matière et de chaleur des lits fixes.

HOELSCHER [48] a supposé que chaque particule dans le lit était entourée d'un film stagnant ; la distribution de l'épaisseur du film est décrite par une fonction bêta.

CARBERRY [49] a utilisé le concept d'une série de couches limites se développant qui seraient détruites après avoir parcouru une distance équivalente à la longueur d'une particule.

Le modèle de KUSIK et HAPPEL [50] est basé sur une particule sphérique entourée de fluide (free surface model) et sur la théorie de la couche limite. La solution obtenue est limitée par l'hypothèse que l'écoulement autour d'une particule n'est pas affecté par les particules voisines. Pour les très faibles vitesses d'écoulement, PFEFFER et HAPPEL [51] ont obtenu, en utilisant ce type de modèle, des solutions numériques pour (l'évaluation du transfert de chaleur et de matière.

On peut également citer, dans le domaine des nombres de Reynolds intermédiaires ou faibles, les travaux de LECLAIR et HAMIELEC [52-54] et de EL KAISSY et HOMSY [55] sur des modèles dans lesquels le milieu poreux est considéré comme étant constitué de cellule unitaires, entourées d'une couche de fluide, avec différentes hypothèses (cellule à voracité nulle [52-55], cellule sphéroïdale [55]).

Plus récemment, KAWASE et ULBRECHT [56] ont proposé une approche basée sur la représentation du milieu poreux par un modèle de type faisceau de capillaires tortueux, voisin de celui développé au chapitre I. Ces auteurs utilisent un diamètre effectif de particule défini par  $D_{pe} = \tau Dh$ , où  $\tau$  représente la tortuosité et  $Dh$  le diamètre hydraulique de la particule, comme longueur caractéristique du transfert dans un lit fixe. A partir de cette définition et de la détermination analytique du transfert de chaleur dans un tube en régime laminaire, ils proposent une équation qui est en accord acceptable avec les résultats expérimentaux correspondants aux faibles nombres de Reynolds.

Enfin pour le domaine des forts nombres de Reynolds, on peut citer les travaux de BANERJEE [57], basés sur la théorie du renouvellement de surface, et ceux de NISHIMA et ISHI [58] qui ont appliqué un modèle à surface libre.

La plupart des modèles théoriques basés sur des hypothèses différentes, donne des résultats différents qui représentent, en général, assez de matière dans les lits fixes. Ceci rend nécessaire la détermination expérimentale des coefficients de transfert.

### **2.4.1 Etudes expérimentales**

De nombreuses études expérimentales ont été consacrées à la détermination du coefficient de transfert de matière liquide –solide dans les lits fixes. Différentes méthodes ont été utilisées dans ce but, mais deux méthodes principales ressortent de la littérature :

#### **2.4.1.1 L'étude de la dissolution d'un solide dans un liquide en circulation en régime permanent.**

Le coefficient global de transfert de matière est calculé à partir de la vitesse de dissolution de particules solides dans un écoulement liquide. Le couple solide –liquide le plus utilisé est acide benzoïque –eau [59-66]. Les systèmes acide benzoïque – polypropylène glycol [63,66], 2-naphtol - eau [61,67], acide succinique ou salicylique – acétone, n-butanol, benzène [68] et plomb – mercure [69], ont également été employés.

Cette méthode peut être utilisée dans un large intervalle de nombre de Reynolds. Son inconvénient majeur consiste en la modification de la surface de transfert au cours du temps, pouvant entraîner des microrugosités qui affectent la valeur du coefficient de transfert [70].

#### **2.4.1.2 La méthode électrochimique**

La mesure du courant limite diffusionnel permet d'attendre la valeur du coefficient de transfert de matière [71]. La réaction la plus fréquemment employée pour déterminer électrochimiquement le coefficient global de transfert de matière à l'électrode de travail (particule) active isolée dans un lit inerte [72,73] ou lit fixe de particules actives [74–79], est la réduction l'ion ferricyanure en milieu alcalin sur des électrode de Nickel, Or ou Platine. La réduction de  $\text{Cu}^{++}$  en Cu a également été utilisée, [80,81].

Le principale avantage de cette méthode, en utilisant la réduction de l'ion ferricyanure, est que la surface offerte au transfert n'est pas modifiée au cours du temps. Son inconvénient, dans le cas des lits fixes de particules actives, est la limitation de la vitesse de l'écoulement et de la hauteur du lit [82] dues à la nécessité de maintenir le lit fixe dans son entier, dans les conditions de courant limite diffusionnel.

Deux configurations sont utilisées. La configuration est dite parallèle ou axiale quand les directions du courant électrique et l'écoulement du fluide sont parallèles ; la configuration est dite perpendiculaire ou croisée quand le courant se déplace dans un sens perpendiculaire à la direction de fluide. La configuration parallèle a, jusqu'à présent, été utilisée essentiellement pour le domaine des faibles nombres de Reynolds [74-77,79].

D'autres méthodes impliquant des mesures en régime transitoire ont été utilisées. Citons l'extraction par l'eau de la méthyl-isobutyl cétone imprégnée sur des particules de celite [83], l'échange d'ions dans des particules d'amberlite [84] et des mesures de chromatographie pulsée [85].

L'évolution des concentrations des espèces réagissantes lors de la traversée d'un lit fixe nécessite, pour le calcul du coefficient global de transfert de matière, le choix d'un modèle d'écoulement à l'intérieur du réacteur. La plupart des auteurs ont supposé que l'écoulement était de type piston, même dans le cas de faibles et très faibles débits.

Seuls MIYAUCHI et COLL,[85], SIODA[86] et COEURET[74], à notre connaissance, ont utilisé un modèle prenant en compte la dispersion axiale dans de particule égal à 0,5 pour calculer le coefficient global de transfert de matière, pour des lits de sphères avec  $0,04 < Re < 30$ . Dans ces conditions, le modèle d'écoulement piston donne plus de 5% d'écart avec le modèle d'écoulement tenant compte de la dispersion axiale pour  $Re < 0,7$  [82].

Nous avons résumé, en deux tableaux, les principaux résultats concernant le transfert liquide -solide en lit fixe. Le tableau 3-1 correspond à des études expérimentales utilisant la méthode de dissolution, le tableau 3-2 à des études expérimentales concernant la méthode électrochimiques.

De ces deux tableaux, il ressort de façon évidente que si de très nombreuses expériences ont été effectuées sur des lits de sphères, de particules sphériques, de cylindres dont la hauteur

est voisine du diamètre, les autres types de particules ont été très peu étudiés et en particulier les particules anisotropes.

Auteurs	Système étudié	Equations de corrélation	Domaine de variation de Re
MAC KUNE et coll, [66].	2-naphtol –eau Sphères, granules Flocons	$J_d = 1.625 Re^{-0.507}$ $J_d = 0.687 Re^{-0.3.27}$ $k = \alpha Re^{0.6}$ Pour chaque type de particule	$120 > Re > 15$ $Re > 120$  Ensemble du domaine
EVANS et Coll, [60].	Acide benzoïque –eau Granules	$J_d = 1,48 Re^{-0,52}$	$50 > Re > 2$
WILLIAMSON et Coll, [62].	Acide benzoïque –eau Sphères	$J_d = 2,40 \left( \frac{Re}{\varepsilon} \right)^{-0,66} Sc^{-0,09}$ $J_d = 0,442 \left( \frac{Re}{\varepsilon} \right)^{-0,31} Sc^{-0,09}$	$125 > Re/\varepsilon > 0,08$  $5000 > Re/\varepsilon > 125$
WILSON et Coll, [63].	Acide benzoïque –eau Sphères	$\varepsilon J_d = 1,09 Re^{-0,66}$ $\varepsilon J_d = 0,25 Re^{-0,31}$	$55 > Re > 0,0016$ $1500 > Re > 55$
UPADHYAY et Coll, [59].	Acide benzoïque –eau Sphères	$J_d = 3,8155 \left( \frac{Re}{1-\varepsilon} \right)^{-0,7913}$ $J_d = 1,6218 \left( \frac{Re}{1-\varepsilon} \right)^{-0,4447}$	$\frac{Re}{1-\varepsilon} < 20$ $\frac{Re}{1-\varepsilon} > 20$
KUMAR et Coll, [64]	Acide benzoïque –eau Sol .aqueuse de propylène glycol cylindres	$\varepsilon J_d = 1,1299 Re^{-0,7896}$ $\varepsilon J_d = 0,4422 Re^{-0,3840}$	$Re < 10$ $Re > 10$

**Tableau 2.5 :** transfert de matière liquide –solide en lit fixe (Méthode de dissolution).

Notions utilisées :

$$Re = \frac{U_0 dp}{\nu} \quad : \text{Nombre de Reynolds,}$$

$$Sh = \frac{kdp}{D} \quad : \text{Nombre de Sherwood,}$$

$$Sc = \frac{\nu}{D} \quad : \text{Nombre de Schmidt,}$$

$$Jd = Sh Sc^{-1/3} Re^{-1} \quad : \text{Facteur de Chilton Colburn.}$$

Auteurs	Système étudié configuration	Equation de corrélation	Domaine de variation de Re
JOLLS et Coll [71] *	Reduction de $Fe(CN)_6^{3-}$ Sphère	$ShSc^{-1/3} = 1,44 Re^{0,58}$ $ShSc^{-1/3} = 1,59 Re^{0,56}$	$35 < Re < 142$ $Re > 142$
WANG et Coll [80] *	Réduction de $Cu^{+2}$ Sphère -Cylindre	Sphère $Jd = 2,2 Re^{-0,53}$ Cylindre $Jd = 1,7 Re^{-0,45}$	$10 < Re < 800$ $10 < Re < 250$
COEURET [73]	Reduction de $Fe(CN)_6^{3-}$ Sphères Config. parallèle	$Sh = 5,4 Re^{1/3} Sc^{1/4}$	$0,04 < Re < 30$ $1700 < Sc < 11000$
GAUNAUD et Coll [75]	Reduction de $Fe(CN)_6^{3-}$ Sphères Config. parallèle	$Jd = 3,28 Re^{-0,674}$	$0,2 < Re < 7$ $Sc = 1950$
OLIVE et Coll [81]	Reduction de $Cu^{+2}$ Sphères Config. parallèle	$Sh = 4,3 Re^{0,35} Sc^{1/4}$	$0,1 < Re < 3$ $Sc = 1830$
ALKIRE et Coll [76]	Reduction de $Fe(CN)_6^{3-}$ Mélange de sphère Config. parallèle	$Jd = 2,944 Re^{-0,54} (h/dp)^{-0,5}$	$1,8 < Re < 27$ $Sc = 1421$
ENRIQUEZ-GRANADOS et Coll [78]	Reduction de $Fe(CN)_6^{3-}$ Sphères Config. perpendiculaire	$\varepsilon Jd = 0,75 Re^{-0,55}$	$18 < Re < 325$ $Sc = 1040$
DELAUNAY et Coll [79]	Reduction de $Fe(CN)_6^{3-}$ Sphère Config. perpendiculaire	$Jd = 1,31 Re^{-0,46}$	$10 < Re < 500$

**Tableau 2.6 :** transfert de matière liquide–solide en lit fixe (Méthode électrochimique).

Les références marquées d'une étoile \* concernent des études portant sur une seule particule active immergée dans un lit de particules inertes.

La détermination de ce coefficient demeure une nécessité capitale pour la recherche scientifique et l'industrie. Les procédures expérimentales sont très délicates et coûteuses et elle ne se fait que dans des laboratoires spécialisés. En revanche les approches théoriques, relativement accessibles, sont de plus en plus sollicitées pour l'estimation de ce coefficient de transfert de masse.

## 2. 5. Transfert de masse

### 2.5.1. Définition générale

Le phénomène de transfert convectif, dans la nature, est souvent accompagné par le transfert de masse

Le terme « Transfert de masse » est employé ici dans le sens spécialisé, notamment le transport de substance qui est impliqué comme un composant (constituant, espèces) dans le mélange d'un fluide, ou bien c'est le transport d'une région de haute concentration à une région de faible concentration de constituant.

### 2.5.2. Propriété du mélange

On considère une quantité du mélange de fluide de volume  $V$  et de masse  $m$ .

On attribue l'indice  $i$  référence au  $i^{\text{ème}}$  composant (composant  $i$ ) du mélange, la masse totale est égale à la somme des masses individuelles  $m_i$ .

$$m = \sum m_i \quad (2.08)$$

De là, la concentration d'un est définie comme suit :

$$C_i = \frac{m_i}{V} \quad (2.09)$$

La densité  $\rho$  du mélange est la somme des concentrations individuelles.

$$\rho = \sum C_i \quad (2.10)$$

Il est évident que l'unité de concentration, est  $[\text{Kg.m}^{-3}]$ .

Au lieu de  $C_i$  la notation alternative  $\rho_i$  est appropriée si chaque composant se propage en dehors du volume total  $V$ .

Si le mélange contient  $n$  moles de masse molaire  $M$ , alors la masse totale  $m$  peut s'écrire :

$$\begin{aligned} n &= \frac{m}{M} \\ m &= n.M \end{aligned} \quad (2.11)$$

De même, le nombre de moles  $n_i$  d'un mélange est la masse de ce composant en introduisant sa masse molaire  $M_i$ .

$$n_i = \frac{m_i}{M_i} \quad (2.12)$$

La fraction massique du composant  $i$  est :

$$\phi_i = \frac{m_i}{m} \quad (2.13)$$

On déduit alors que :

$$\sum \phi_i = 1 \quad (2.14)$$

La fraction molaire du composant  $i$  est :

$$x_i = \frac{n_i}{n} \quad (2.15)$$

$$\text{Et} \quad \sum x_i = 1 \quad (2.16)$$

Pour résumer, nous avons trois alternatives pour traiter, un concept dimensionnel (concentration) et deux rapports adimensionnels (fraction massique et fraction molaire).

Ces quantités sont liées par :

$$C_i = \rho \phi_i = \rho \frac{M_i}{M} x_i \quad (2.17)$$

Où l'équivalence de la masse molaire  $M$  du mélange est donnée par :

$$M = \sum M_i x_i \quad (2.18)$$

Dans le cas d'un gaz et s'il est considéré comme parfait, on a l'équation d'état :

$$P.V = m.R_m.T \quad (2.19)$$

où

$$P.V = n.R.T \quad (2.20)$$

Où la concentration de gaz ( $R_m$ ) est la constante universelle ( $R$ ) sont reliée par la relation suivante :

$$R_m = \frac{R}{M} \quad (2.21)$$

La pression partielle du composant  $i$  d'un mélange est la pression mesurée du composant seul occupant le même volume qu'occupe le mélange  $V$  à la même température  $T$ .

$$P_i V = m_i R_m T \quad (2.22)$$

où

$$P_i V = n_i R T \quad (2.23)$$

Si on somme ces équations, on obtient la loi de DALTON.

$$P = \sum P_i \quad (2.24)$$

### 2.5.3. La conservation dans le mélange :

On applique le principe de conservation de masse pour n'importe quel composant du mélange.

Pour le moment, on utilise la notation  $\rho_i$  à la place de  $C_i$  (la concentration du composant  $i$ ).

Dans l'absence de génération de composant, on a :

$$\frac{\partial \rho_i}{\partial t} + \nabla(\rho_i V_i) = 0 \quad (2.25)$$

Où  $V_i$  est vitesse des particules de composant  $i$ . Si on somme tous les  $i$ , on obtient :

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla(\sum \rho_i V_i) = 0 \quad (2.26)$$

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla(\rho V) = 0 \quad (2.27)$$

$V$  est la vitesse de la masse moyenne.

$$V = \frac{1}{\rho} \sum \rho_i V_i \quad (2.28)$$

Le mouvement du composant relatif à cette vitesse moyenne est appelé diffusion .Ainsi

$(V_i - V)$  est la vitesse de diffusion du composant  $i$  est :

$$J_i = \rho_i (V_i - V) \quad (2.29)$$

$J_i$  est le flux diffusif du composant  $i$ , on obtient :

$$\frac{\partial \rho_i}{\partial t} + \nabla(\rho_i V) = -\nabla J_i \quad (2.30)$$

Revenant à la concentration  $C_i$  de concentration, et supposant que le mélange est incompressible:

$$\frac{DC_i}{Dt} = -\nabla J_i \quad (2.31)$$

où

$$\frac{D}{Dt} = \frac{\partial}{\partial t} + V \nabla \quad (2.32)$$

Dans le cas d'un mélange de deux composants, ma loi de FICK de diffusion massique est :

$$J_1 = -D_{12} \nabla C_1 \quad (2.33)$$

Où  $D_{12}$  est la diffusivité massique du composant 1 dans le composant 2, la même chose pour  $J_2$ .

En fait,  $D_{12} = D_{21} = D$ . La diffusivité  $D$ , dont l'unité est  $[m^2s^{-1}]$ , a une valeur qui généralement dépend de la pression, de la température ainsi que de la composition du mélange.

De (2.36) et (2.38), on :

$$\frac{DC_1}{Dt} = \nabla(D\nabla C_1) \quad (2.34)$$

Si le déplacement du premier composant est le seul, alors l'intérêt de l'indice peut être lâché.

Pour une situation homogène, on a :

$$\frac{DC}{Dt} = D\nabla^2 C \quad (2.35)$$

#### 2.5.4. Comparaison :

L'équation de concentration est analogue à la transmission de chaleur par conduction ou au transfert de quantité de mouvement dans l'écoulement laminaire (il peut avoir lieu dans un liquide au repos ou dans un fluide en écoulement laminaire)

$$\frac{\partial C_i}{\partial t} = D \frac{\partial^2 C_i}{\partial y^2} \quad (2.36)$$

L'équation transitoire unidimensionnelle de transfert de masse est analogue à l'équation de FOURIER.

$$\frac{N_i}{i} = D \frac{dC_i}{dy} \quad (2.37)$$

$\frac{N_i}{i}$  : Densité de flux massique [Kg moles /hm<sup>2</sup>]

Cette équation est analogue à :

- L'équation de transmission de chaleur.

$$\frac{q}{A} = -K \frac{dT}{dy} = -\frac{K}{\rho C_p} d(\rho C_p T) = -a \frac{d(\rho C_p T)}{dy} \quad (2.38)$$

- L'équation de transfert de quantité de mouvement dans un écoulement laminaire :

$$tg_c = -\mu \frac{du}{dy} = -\frac{\mu}{\rho} \frac{d\rho u}{dy} = -\gamma \frac{d(\rho u)}{dy} \quad (2.39)$$

avec :

$\frac{q}{A}$  : DENSITE DE FLUX DE CHALEUR.

K : Conductivité thermique ;

C<sub>p</sub> : Capacité thermique ;

ρ : Densité

T : Température

a : Diffusivité thermique

et

tg<sub>c</sub> : Densité de flux de quantité de mouvement ;

μ : Viscosité absolue ;

u : Vitesse de la direction des x ;

γ : Diffusivité de quantité de mouvement ( viscosité cinématique)

Les équations (2.37), (2.38) et (2.39) sont de la forme :

Densité de flux = Diffusivité x gradient de concentration

Dans (2.37) : Concentration de masse  $C_i$  .

Dans (2.38) : Concentration thermique  $\rho C_p T$  .

Dans (2.39) : Concentration de quantité de mouvement  $\mu \rho$  .

Les diffusivités :  $D$ ,  $a$  et  $\gamma$  ont la même dimension.

### 2.5.5. Transfert de masse dans le milieu poreux

Ce qui a été fait ne concerne que le fluide, mais maintenant on considère une matrice saturée par un mélange.

Dans la matrice poreuse, il n'y a pas d'écoulement des composants du mélange. Multipliant l'équation générant le milieu fluide par la porosité  $\varepsilon$  du milieu poreux, on obtient :

$$\varepsilon \frac{\partial C}{\partial t} + \varepsilon v \nabla C = \varepsilon \nabla (D \nabla C) \quad (2.40)$$

Rappelant le rapport de DUPUIT- FORCHHEIMER ( $v = \varepsilon V$ ), cette équation peut s'écrire si  $\varepsilon$  est constante.

$$\varepsilon \frac{\partial C}{\partial t} + v \nabla C = \nabla (D_m \nabla C) \quad (2.41)$$

Où  $D_m = \varepsilon D$  est la diffusivité massique du milieu poreux.

Le flux de masse de diffusivité dans le milieu poreux est, [87]:

$$J_m = -D_m \nabla C = \varepsilon J \quad (2.42)$$

### 2.6. Principes fondamentaux du transfert convectif

La convection est un mode de transfert qui a lieu exclusivement dans un fluide est provoquée par des mouvements macroscopiques des particules de fluide. Elle concerne essentiellement, les échanges entre une paroi et un fluide en mouvement et le transfert entre deux fluides immiscibles. le Flux de matière échangé est dû à la différence de concentration entre le fluide et la paroi ou l'interface. La densité de flux s'exprimé par la loi suivante :

$$\phi_A^* = k \Delta C \quad (2.43)$$

Où le flux de masse se produit dans la direction d'une concentration décroissante. Cette

Équation simple est la définissant de la relation pour K, le coefficient du transfert de la masse par convection. C'est analogue à la définissant de l'équation pour le coefficient du transfert de la chaleur par convection,

$$q/A = h \Delta T \quad (2.44)$$

La détermination du coefficient du transfert de masse k est très difficile puisqu'il est lié à la nature du mouvement du fluide. Si le mouvement du fluide est laminaire, le transfert de matière a lieu par diffusion moléculaire. Si le mouvement est turbulent, à la diffusion moléculaire, s'ajoute le transfert par diffusion turbulente.

Les deux coefficients du transport non seulement lié aux caractéristiques dynamiques du fluide mais aussi sont en rapport avec les propriétés du fluide, coulant, et la géométrie du système spécifique d'intérêt, [88].

### 2.6.1. La convection massique

La convection massique, basée sur la diffusion d'un fluide dans un autre, trouve de nombreuses applications dans les problèmes de séchage, d'évaporation ou de condensation, de mélange, ainsi qu'en électrochimie et dans certaines opérations de séparation par diffusion. Sa modélisation s'appuie sur le même cadre que la convection thermique, et le passage de l'une à l'autre ne comporte aucune difficulté, du moins dans les cas où il n'y a pas d'interférences avec un transfert de chaleur. Nous nous limiterons donc à en présenter les points essentiels.

#### 2.6.1.1. Transferts par diffusion

Comme la convection thermique, la convection massique est la superposition de deux mécanismes de transferts : transport dû au mouvement de la matière, et diffusion moléculaire.

Les phénomènes de diffusion pure constituent des exemples de transfert d'une grandeur extensive sans mouvement apparent à l'échelle macroscopique. Ils sont gouvernés par le

gradient de densité volumique locale ( $\overrightarrow{\text{grad}C}$ ) de la grandeur considérée, et par un coefficient de diffusion  $D$  caractéristique du phénomène et du milieu, sous la forme :

$$\vec{q}_S = -D \overrightarrow{\text{grad}C} \quad (2.45)$$

$\vec{q}_S$  étant la densité de flux locale de  $C$ .

En pratique, on rencontre trois grandes familles de transferts par diffusion [83] (auxquelles s'ajoute la diffusion en milieu poreux, qui constitue un cas particulier) :

1. La diffusion de quantité de mouvement, dues au phénomène de viscosité, et pour laquelle le coefficient  $D$  est la viscosité cinématique  $\nu$  du fluide. Elle est exprimée par le terme  $\text{div}(\overrightarrow{\nu \text{grad}V})$  dans le bilan local de quantité de mouvement.
2. La diffusion de chaleur, caractérisée par la diffusivité thermique du milieu, et représentée dans l'équation, d'énergie par le terme  $\text{div}(\overrightarrow{a \text{grad}T})$ .
3. Enfin, la diffusion de masse, que l'on peut observer dans un mélange de plusieurs espèces pour lesquelles la concentration locale n'est pas uniforme. Une tendance à l'homogénéisation se manifeste alors par le biais d'une diffusion moléculaire réciproque des différentes espèces les unes au sein des autres. On trouve un exemple élémentaire de ce mécanisme dans tous les cours de thermodynamique : celui d'une enceinte contenant deux gaz différents séparés par une paroi amovible. Si on retire la paroi, on se retrouve au bout d'un certain temps avec un mélange parfaitement homogène qui résulte de la diffusion des deux gaz l'un dans l'autre, sans mouvement macroscopique d'ensemble.

Il existe donc une homologie très étroite entre diffusion thermique et diffusion massique, souvent appelée " analogie chaleur-masse", la concentration et la température jouant dans l'une ou dans l'autre un rôle similaire. En particulier, on pourra rencontrer de la convection forcée massique et de la convection naturelle massique, y compris dans des milieux isothermes.

### 2.6.1.2. Convection forcée massique

#### 2.6.1.2.1. Formulation du transfert convectif

Dans un problème de convection forcée massique, le mouvement du fluide reste gouverné par la conservation de la masse totale et par le théorème des quantités de mouvement. Les équations fondamentales de bilan local pour ces deux grandeurs restent donc inchangées, à savoir, en considérant un mélange globalement isochore, [89]:

$$\operatorname{div} \vec{V} = 0 \quad (2.46)$$

$$\frac{\partial \vec{V}}{\partial t} + \vec{V} \cdot \overrightarrow{\operatorname{grad}} \vec{V} = -\frac{1}{\rho} \overrightarrow{\operatorname{grad}} P^* + \operatorname{div}(\nu \overrightarrow{\operatorname{grad}} \vec{V}) \quad (2.47)$$

Il en va de même avec le bilan d'énergie, traduit par l'équation :

$$\frac{\partial T}{\partial t} + \vec{V} \cdot \overrightarrow{\operatorname{grad}} T = \operatorname{div}(a \overrightarrow{\operatorname{grad}} T) \quad (2.48)$$

Prenons maintenant en compte le fait que notre fluide est un mélange de plusieurs espèces A, B, C, ....., et considérons par exemple l'espèce A. Sa masse volumique locale est  $\rho_A$ , et son coefficient de diffusion (ou diffusivité moléculaire) dans le mélange est noté  $D_A$ .

Le bilan local de l'espèce A obéit à l'équation générale, [90] :

$$\frac{\partial \rho_A}{\partial t} + \operatorname{div} \rho_A \vec{V} = q_{IA} - \operatorname{div} \vec{q}_{SA} \quad (2.49)$$

Où  $\vec{q}_{SA}$  est la densité de flux massique de A (en  $\text{kg/m}^2 \cdot \text{s}$ ) diffusée selon la loi de FICK :

$$\vec{q}_{SA} = -D_A \overrightarrow{\operatorname{grad}} \rho_A \quad (2.50)$$

La diffusivité moléculaire  $D_A$  s'exprime en  $\text{m}^2/\text{s}$ .

Si le mélange n'est pas réactif, la composition chimique ne change pas et le terme de source  $q_{IA}$  est nul. Le bilan de masse pour A s'écrit alors :

$$\frac{\partial \rho_A}{\partial t} + \text{div} \rho \vec{V} = \text{div} \left( D_A \overrightarrow{\text{grad}} \rho_A \right) \quad (2.51)$$

Avec :

$$\text{div} \rho_A \vec{V} = \rho_A \text{div} \vec{V} + \vec{V} \cdot \overrightarrow{\text{grad}} \rho_A = \vec{V} \cdot \overrightarrow{\text{grad}} \rho_A \quad (2.52)$$

Du fait que  $\text{div} \vec{V} = 0$

Il vient finalement :

$$\frac{\partial \rho_A}{\partial t} + \vec{V} \cdot \overrightarrow{\text{grad}} \rho_A = \text{div} \left( D_A \overrightarrow{\text{grad}} \rho_A \right) \quad (2.53)$$

Avec un mélange de deux constituants A et B, la fermeture du système d'équations (2.46, 2.47 et 2.53) est assurée puisque la masse volumique locale de B est donnée par  $\rho_B = \rho - \rho_A$ . Dans le cas de trois constituants, il faut ajouter une autre équation de bilan pour l'espèce B et ainsi de suite.

Lorsque la diffusion s'opère en phase gazeuse, il est plus commode de travailler avec la pression partielle de A, donnée par :

$$p_A = \rho_A r_A T \quad (2.54)$$

Où  $r_A = R/m_A$ ,  $R = 8,31 \text{ J/kg.k}$ ,  $m_A = \text{masse molaire de l'espèce A}$ , de sorte que l'équation (2.53) s'écrit :

$$\frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{p_A}{T} \right) + \vec{V} \cdot \overrightarrow{\text{grad}} \frac{p_A}{T} = \text{div} \left( D_A \overrightarrow{\text{grad}} p_A \right) \quad (2.55a)$$

Avec comme cas particulier la diffusion isotherme, telle que :

$$\frac{\partial p_A}{\partial t} = \vec{V} \cdot \overrightarrow{\text{grad}} p_A = \text{div} \left( D_A \overrightarrow{\text{grad}} p_A \right) \quad (2.55b)$$

On voit ici que, en convection anisotherme, la diffusion gazeuse introduit un couplage entre transfert de chaleur et transfert de masse.

Notons enfin que la diffusion moléculaire est généralement considérée comme une constante, ce qui permet d'écrire l'équation (2.53) plus simplement :

$$\frac{\partial \rho_A}{\partial t} + \vec{V} \cdot \vec{\text{grad}} \rho_A = D_A \Delta \rho_A \quad (2.56)$$

### 2.6.1.2.2. Critères de similitude en convection massique

En ce qui concerne la notion de similitude et les équations adimensionnées, on retrouve avec la convection massique les mêmes concepts que pour la convection thermique. Les critères de similitude relatifs aux bilans de quantité de mouvement et d'énergie sont conservés.

Pour le bilan de masse, l'équivalent du nombre de Prandtl est le "**nombre de Schmidt**"  $Sc$  :

$$Sc = \frac{v}{D_A} \quad (2.57)$$

Contrairement au nombre de Prandtl, ce nombre de Schmidt n'est pas une caractéristique propre à un fluide particulier, mais une propriété du mélange considéré, puisque la diffusivité  $D_A$  dépend elle-même des corps A, B, ... en présence. Pour les gaz,  $Sc$  se situe grosso modo entre 0,2 et 2, et aux environs de  $5 \cdot 10^3$  à  $10^5$  dans les électrolytes.

Le critère de similitude relatif à la diffusion moléculaire a pour expression [91],

$$\Gamma_{AD} = \frac{1}{Re Sc} = \frac{D_A}{V^{\circ} L^{\circ}} \quad (2.58a)$$

Il est conforme à l'usage de le remplacer par un "nombre de Péclet massique"  $Pe_m$  :

$$Pe_m = \frac{V^{\circ} L^{\circ}}{D_A} = Re Sc \quad (2.58b)$$

D'autre part, la masse volumique adimensionnée  $\rho_A^+$  n'est autre que la densité de A dans le mélange :

$$\rho_A^+ = \frac{\rho_A}{\rho} \quad (2.59)$$

De sorte que l'équation (2.56) adimensionnée s'écrit (en régime permanent) :

$$\vec{V}^+ \cdot \overrightarrow{\text{grad}} \rho_A^+ = \frac{1}{Pe_m} \Delta \rho_A^+ \quad (2.60)$$

Signalons au passage que dans plusieurs spécialités (comme l'électrochimie) on préfère remplacer la masse volumique  $\rho_A$  par la "concentration molaire"  $C_A$ , exprimée en mol/m<sup>3</sup> de mélange. Cela ne change absolument rien à l'ensemble de la démarche.

Enfin, les parois peuvent être le siège d'un flux de masse (évaporation à la surface d'un liquide, ou émission d'ions à la surface d'une électrode dans une solution d'électrolyte....). Soit  $q_{Ap}$  la densité de flux de masse de l'espèce A à la paroi (en kg/m<sup>2</sup>.s). Par analogie avec la définition du coefficient d'échange thermique h, on pose :

$$q_{Ap} = k(\rho_{Ap} - \rho_{A\infty}) \quad (2.61)$$

Où  $\rho_{Ap}$  et  $\rho_{A\infty}$  sont respectivement les masses volumiques locales de A à la paroi et au loin. Cette relation définit un "coefficient de convection massique" k (encore appelé vitesse de diffusion) qui s'exprime en m/s.

L'équivalent du nombre de Stanton est alors le "nombre de Stanton massique"  $St_m$  (ou  $\Gamma_{Ap}$ ) [89]:

$$St_m = \frac{q_{Ap}}{(\rho_{Ap} - \rho_{A\infty}) V^\circ} = \frac{k}{V^\circ} \quad (2.62a)$$

Par analogie avec le nombre de Nusselt, on introduit souvent le "nombre de Sherwood"  $Sh$  :

$$Sh = \frac{kL^\circ}{D_A} \quad (2.62b)$$

De sorte que :

$$St_m = \frac{Sh}{Re Sc} \quad (2.62c)$$

On remarquera bien l'homologie des équations et des conditions aux limites entre bilan d'énergie et bilan de masse. D'un point de vue pratique, on passe aisément de l'un à l'autre par les permutations suivantes :

$$\begin{aligned}
 a \rightarrow D_A \quad ; \quad T \rightarrow \rho_A \quad ; \quad \overrightarrow{\varphi_p} = -\lambda \overrightarrow{\text{grad}T} \rightarrow \overrightarrow{q_{Ap}} = -D_A \overrightarrow{\text{grad}\rho_A} \\
 \text{Pr} \rightarrow \text{Sc} \quad ; \quad \text{Pe} \rightarrow \text{Pe}_m \quad ; \quad \text{St} \rightarrow \text{St}_m
 \end{aligned}$$

Tous les concepts et les calculs pour la convection thermique se transposent sur la convection massique. Comme illustration de ceci, nous choisirons le modèle de couche limite.

### 2.6.1.2.3. Couches limites de concentrations

Pour raisonner sur un exemple simple et concret, reprenons le cas classique de la plaque plane, en supposant que la paroi est une électrode, et le fluide un électrolyte. Le passage d'un courant électrique va conduire à une décomposition de l'électrolyte, entraînant l'apparition à la surface de l'électrode d'une espèce A constituée d'ions. La concentration de A est maximale au voisinage de la paroi et diminue lorsqu'on s'en éloigne, d'abord très rapidement puis de plus en plus lentement, à l'image de ce qui se passe pour la température lorsque l'écoulement est anisotherme.

Autrement dit, il se développe dans l'écoulement une " *couche limite de concentration* " analogue à la couche limite thermique, dont l'épaisseur  $\delta_c$  est définie de la même façon, par :

$$\frac{\rho_{Ap} - \rho_A(\delta_c)}{\rho_{Ap} - \rho_{A\infty}} = 0,99 \quad (2.63)$$

Les hypothèses de la couche limite de concentration sont également les mêmes que pour la vitesse et la température. Le système d'équations pour un écoulement de couche limite est alors le suivant, dans le cas général où on se trouve à la fois en présence de convection thermique et de convection massique (la dernière équation provenant de (2.56) :

$$\frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial V}{\partial y} = 0$$

$$\begin{aligned}
 U \frac{\partial U}{\partial x} + V \frac{\partial U}{\partial y} &= V \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} \\
 U \frac{\partial T}{\partial x} + V \frac{\partial T}{\partial y} &= a \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} \\
 U \frac{\partial \rho_A}{\partial x} + V \frac{\partial \rho_A}{\partial y} &= D_A \frac{\partial^2 \rho_A}{\partial y^2}
 \end{aligned}
 \tag{2.64}$$

En ce qui concerne les conditions aux limites pour l'espèce A, elles sont essentiellement du type " $\rho_{Ap}$  imposée" ou " $q_{Ap}$  imposée".

On voit que si la masse volumique  $\rho_A$  et la diffusivité  $D_A$  sont indépendantes de la température, il y a simple coexistence d'une convection thermique et d'une convection massique, sans couplage entre les deux phénomènes. Le champ de masse volumique  $\rho_A$ , après les permutations précédentes. En particulier, on aura pour les épaisseurs de couches limites :

$$\frac{\delta}{\delta_T} = \text{Pr}^{1/3} ; \quad \frac{\delta}{\delta_c} = \text{Sc}^{1/3}$$

D'où :

$$\frac{\delta_T}{\delta_c} = \left( \frac{\text{Sc}}{\text{Pr}} \right)^{1/3}
 \tag{2.65a}$$

Lorsqu'il s'agit de gaz, les épaisseurs de couche limites thermique et de couche limite de concentration sont du même ordre de grandeur. Par contre, avec les liquides,  $\delta_c$  est de 5 à 30 fois faible que  $\delta_T$ .

Enfin, signalons à toutes fins utiles la définition du " nombre de Lewis " :

$$\text{Le} = \frac{\text{Sc}}{\text{Pr}} = \frac{a}{D_A}
 \tag{2.65b}$$

### 2.6.1.3. Convection naturelle massique

#### 2.6.1.3.1. Mécanisme

Nous avons vu que l'existence d'une convection massique est liée à la présence de gradients de masse volumique chez les différents constituants d'un mélange.

Cette inhomogénéité de composition se répercute en général, quoique faiblement, sur la masse volumique locale  $\rho$  du mélange. Les conséquences sont négligeables en convection forcée. Par contre, en l'absence d'un mouvement d'ensemble imposé par une source extérieure, la présence d'un gradient de masse volumique dans le champ de pesanteur conduit à un mouvement de convection naturelle, exactement comme lorsque la non-uniformité de  $\rho$  est due à des variations de température. On est alors en présence d'une convection naturelle massique : les zones de masse volumique plus faibles ont tendance à monter tandis qu'un mouvement descendant s'installe là où  $\rho$  est plus grande. Point n'est besoin d'aller chercher des exemples très loin : tout le monde sait bien que lorsqu'on sert une menthe à l'eau, si le sirop de menthe est versé dans l'eau, sans brassage, il tend à s'accumuler naturellement au fond du verre. Ajoutant que ce phénomène peut aussi donner naissance à des "panaches massiques", à l'image des panaches thermiques.

#### 2.6.1.3.2. Equation de la convection naturelle massique

En convection naturelle massique, l'équation de quantité de mouvement est, au départ, la même qu'en convection naturelle thermique :

$$\vec{V} \cdot \overline{\overline{\text{grad}}} \vec{V} = \frac{\rho - \rho_\infty}{\rho_\infty} \vec{g} - \frac{1}{\rho_\infty} \overline{\overline{\text{grad}}} p^* + \nu \Delta \vec{V} \quad (2.66)$$

Mais les variations de  $\rho$  sont dues non plus à des différences de température, mais à des différences de compositions. Ici,  $\rho$  désigne la masse volumique locale du mélange, et  $\rho_\infty$  sa valeur de référence.

Considérons pour simplifier le cas le plus courant où le mélange ne comporte que deux constituants A et B. Soient  $\rho_A$  la masse volumique locale de l'espèce A dans le mélange, et  $\rho_{A\infty}$  sa valeur de référence (l'on d'une paroi).

La masse volumique du mélange est reliée à celle de l'espèce A par la relation :

$$\rho = \rho_{\infty} + \frac{\partial \rho}{\partial \rho_A} (\rho_A - \rho_{A\infty}) \quad (2.67a)$$

Que nous écrivons plutôt :

$$\frac{\rho - \rho_{\infty}}{\rho_{\infty}} = \alpha (\rho_A - \rho_{A\infty}) \quad (2.67b)$$

Cette formulation introduit un coefficient  $\alpha$  appelé " coefficient de densification ", qui joue le même rôle que la dilatabilité  $\beta$  en convection thermique, et qui s'exprime en  $\text{m}^3/\text{Kg}$  (ou en  $\text{m}^3/\text{mol}$ ). Si  $\rho_A$  est remplacée par la concentration molaire  $c_A$ , Sa valeur numérique dépend de la nature des espèces en présence, de  $\rho_{A\infty}$  ainsi que la température .

Concernant la similitude, les équivalents de *Gr* et *Bo* seront pour l'espèce A :

- le nombre de Grashof massique :

$$Gr_A = \frac{g \alpha (\rho_A - \rho_{A\infty}) (L^0)^3}{\nu^2} \quad (2.68a)$$

- le nombre de Boussinesq massique :

$$Bo_A = \frac{g \alpha (\rho_A - \rho_{A\infty}) (L^0)^3}{a^2} \quad (2.68b)$$

On rencontre également des situations de convection mixte massique, dans lesquelles la convection gravitaire se superpose à un mouvement d'ensemble du fluide. Il y a lieu d'introduire :

- le nombre de Richardson massique :

$$Ri_A = \frac{g \alpha (\rho_A - \rho_{A\infty}) L^0}{(V^0)^2} \quad (2.69a)$$

- le nombre de poussée massique :

$$Ri_A Re = \frac{g\alpha(\rho_A - \rho_{A\infty})(L^\circ)^2}{\nu V^\circ} \quad (2.69b)$$

Dans le cas d'un écoulement de couche limite sur une paroi plane verticale, les équations s'écrivent, sur l'axe x étant maintenant dirigé vers le haut ( $\vec{g} = -g\vec{x}$ ) :

$$\begin{aligned} \frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial V}{\partial y} &= 0 \\ U \frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial U}{\partial y} &= -g\alpha(\rho_A - \rho_{A\infty}) + \nu \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} \\ U \frac{\partial \rho_A}{\partial x} + V \frac{\partial \rho_A}{\partial y} &= D_A \frac{\partial^2 \rho_A}{\partial y^2} \end{aligned} \quad (2.70)$$

### 2.6.1.3.3. Couplage avec la convection thermique

Le cas le plus général est constitué par la combinaison de la convection naturelle thermique et de la convection naturelle massique, et porte le nom de " convection thermosolutale ". Alors (2.67a) est remplacée par :

$$\rho = \rho_\infty + \frac{\partial \rho}{\partial \rho_A}(\rho_A - \rho_{A\infty}) + \frac{\partial \rho}{\partial T}(T - T_\infty) \quad (2.71a)$$

Soit, compte tenu de  $\rho = \rho_\infty \{1 - \beta(T - T_\infty)\}$  } et de (2.67b) :

$$\frac{\rho - \rho_\infty}{\rho_\infty} = \alpha(\rho_A - \rho_{A\infty}) - \beta(T - T_\infty) \quad (2.71b)$$

Ainsi, le système d'équation devient (toujours avec l'axe des x dirigé vers le haut) :

$$\begin{aligned} \frac{\partial U}{\partial x} + \frac{\partial V}{\partial y} &= 0 \\ U \frac{\partial U}{\partial x} + V \frac{\partial U}{\partial y} &= -g\alpha(\rho_A - \rho_{A\infty}) + g\beta(T - T_\infty) + \nu \frac{\partial^2 U}{\partial y^2} \\ U \frac{\partial T}{\partial x} + V \frac{\partial T}{\partial y} &= a \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} \\ U \frac{\partial \rho_A}{\partial x} + V \frac{\partial \rho_A}{\partial y} &= D_A \frac{\partial^2 \rho_A}{\partial y^2} \end{aligned} \quad (2.72)$$

Nous sommes maintenant face à un couplage total entre champ de vitesse, champ de température et champ de concentration, aucun des trois ne pouvant être déterminé indépendamment des deux autres, [92].

## 2.7. Analyse dimensionnelle

En raison de la complexité des phénomènes de convection et du nombre important de paramètres et également la connaissance de  $k$  nécessite la résolution des équations du mouvement et de la diffusion simultanément, ce qui est assez complexe même pour la géométrie simple. A cet effet, on fait appel à l'analyse dimensionnelle et à l'expérience. L'analyse dimensionnelle consiste à décrire un phénomène par une équation correcte au point de vue dimensionnel, reliant toutes les variables entre elles rien qu'en tenant compte des dimensions. Ces variables sont rassemblées en des groupements adimensionnels ce qui étend le domaine d'application des données expérimentales et réduit le nombre de variables ou de paramètres.

### 2.7.1. Convection forcée

On prend par exemple le cas du transfert de matière d'un soluté A entre la paroi d'un tube cylindrique et un fluide circulant dans le tube.

La densité de flux de matière est fonction de l'écart  $\Delta C$  ; on peut ne pas considérer l'écart de concentration comme variable. On aura :

Variable	Symbole	Dimension
-Diamètre de tube	D	L
-densité de fluide	$\rho$	M/L <sup>3</sup>
-Viscosité de fluide	$\mu$	M/Lt
-Vitesse de fluide	V	L/t
-Diffusivité de fluide	$D_{AB}$	L <sup>2</sup> /t
-coefficient de convection massique	k	L/t

**Tableau 2.7:** Des différents variables avec leurs symboles et dimension dans le cas de convection forcée

### 2.7 .1.1. Théorème de Buckingham (théorème $\pi$ )

Le nombre de groupements adimensionnel nécessaires pour exprimer la relation décrivant un phénomène qui exige  $n$  variable est égal au nombre de ces variables diminué du nombre de dimensions fondamentales  $m$  nécessaires pour décrire les variables .Soient  $\pi_1$  ,  $\pi_2, \pi_3, \dots$  les groupements adimensionnels formés .

$$\begin{aligned}\pi_1 &= \frac{kD}{D_{AB}} = Sh && \text{nombre de Sherwood} \\ \pi_2 &= \frac{\rho VD}{\mu} = Re && \text{nombre de Reynolds} \\ \pi_3 &= \frac{\mu}{\rho D} = Sc && \text{nombre de Schmidt}\end{aligned}$$

L'équation décrivant le phénomène s'écrit sous la

$$\text{Forme :} \quad F(\pi_1, \pi_2, \pi_3, \dots) = 0 \quad \text{ou} \quad \pi_1 = f(\pi_2, \pi_3, \dots) \quad (2.73)$$

L'équation qui décrit le phénomène peut se mettre sous la forme :

$$F(Sh, Re, Sc) = 0 \quad \text{ou} \quad Sh = f(Re, Sc)$$

Au lieu de :

$$k = f(D, V, D_{AB}, \rho, \mu). \quad (2.74)$$

### 2.7.2. Convection naturelle

Le mouvement du fluide peut être provoqué par un gradient de masse volumique dû à une variation de température au sein du fluide (liquide ou gaz) ou bien la variation due à la grande différence relative de la concentration.

De la même manière que la convection forcée on prend le cas du transfert de masse entre un mur plan vertical et un fluide adjacent.

Les variables sont différents de ceux utilisés dans l'analyse de convection forcée. Les symboles des variables importantes et leurs représentations dimensionnelles sont inscrits au dessous:

Variable	Symbole	Dimension
-Longueur caractéristique	L	L
-diffusivité de fluide	$D_{AB}$	$L^2/t$
-densité de fluide	$\rho$	$M/L^3$
-Viscosité de fluide	$\mu$	$M/LT$
-force flottable	$g\Delta\rho_A$	$M/L^2t^2$
-coefficient de transfert de masse	k	$L/t$

**Tableau 2.8 :** Différents variables avec leurs symboles et dimension dans le cas de convection naturelle

### 2.7.2.1. Théorème de Buckingham (théorème $\pi$ )

Il y aura trois groupes adimensionnels  $D_{AB}$ , L, et  $\mu$  comme les variables du coeur, les trois groupes  $\pi$  peuvent être sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}\pi_1 &= D_{AB}^a L^b \mu^c k \\ \pi_2 &= D_{AB}^d L^e \mu^f \rho \\ \pi_3 &= D_{AB}^g L^h \mu^i g\Delta\rho_A\end{aligned}$$

Après la résolution des trois groupes  $\pi$ , nous obtenons :

$$\begin{aligned}\pi_1 &= \frac{kL}{D_{AB}} \equiv Sh && \text{nombre de Sherwood} \\ \pi_2 &= \frac{\rho D_{AB}}{\mu} \equiv 1/Sc && \text{1/nombre de Schmidt} \\ \pi_3 &= \frac{L^3 \rho g \Delta\rho_A}{\mu^2} = \frac{L^3 g \Delta\rho_A}{\rho \nu^2} && \text{nombre de Grashof}\end{aligned}$$

Le résultat de l'analyse dimensionnelle de transfert de masse par convection naturelle suggère une relation sous la forme correspondante :

$$\begin{aligned} F(Sh, Gr, Sc) &= 0 \\ Sh &= F(Gr, Sc) = 0 \end{aligned} \quad (2.75)$$

Pour chacune des convections forcée et naturelle, une relation a été obtenue par analyse dimensionnelle qui suggère qu'une corrélation de données expérimentales peut être réduite à trois variables au lieu des six originaux. Cette réduction dans les variables a aidé les chercheurs qui ont suggéré des corrélations de ces formes pour fournir beaucoup d'équations empiriques, [93].

## 2.8. Les différentes corrélation de transfert de masse

### 2.8.1. Transfert de masse dans les lits de sphères seules

Les chercheurs ont étudié le transfert de masse de sphères seules et ont correspondu le transfert de masse par le nombre de Sherwood par addition directe de termes qui représentent le transfert par diffusion purement moléculaire et transfert par convection forcée,

$$Sh_{AB} = Sh_{AB0} + C Re^m Sc^{1/3} \quad (2.76)$$

Dont C et m sont les constantes correspondantes. Pour un nombre de Reynolds très bas, le nombre Sherwood devrait approcher une valeur de 2.0. Cette valeur peut être dérivée théoriquement en considérant la diffusion moléculaire d'une sphère dans un grand volume de fluide stagnant. En conséquence, l'équation généralisée devient

$$Sh_{AB} = 2.0 + C Re^m Sc^{1/3} \quad (2.77)$$

L'équation de Froessling, [9].

$$Sh_{AB} = 2.0 + 0.552 Re^{1/2} Sc^{1/3} \quad (2.78)$$

Corrèle les données de transfert dans les gaz où le nombre de Reynolds varie de 2 à 800 et le nombre Schmidt varie de 0.6 à 2.7. Les données D'EVNOCHIDES et THODOS [94] ont étendu l'équation de Froessling à une gamme Reynolds variant de 1500 à 12000, et une gamme de Schmidt variant de 0.6 à 1.85. L'équation précédente peut être utilisée pour décrire seulement le coefficient du transfert de masse de convection forcée quand les effets de convections libres ou naturelles sont négligeables; c'est, quand

$$\text{Re} \geq 0.4 \text{Gr}_{AB}^{1/2} \text{Sc}^{-1/6}$$

Les équations suivantes de STEINBERGER et TREYBAL [95] sont recommandées quand le transfert se produit dans la présence de convection naturelle

$$Sh_{AB} = Sh_{AB,nc} + 0.347(\text{ReSc}^{1/2})^{0.62} \quad (2.79)$$

Pour

$$1 \leq \text{Re} \leq 3 \times 10^4$$

$$0.6 \leq \text{Sc} \leq 3200$$

Où

$$Sh_{AB,nc} = 2.0 + 0.569(\text{Gr}_{AB}\text{Sc})^{0.25} \quad \text{Gr}_{AB}\text{Sc} < 10^8 \quad (2.80)$$

Où

$$Sh_{AB,nc} = 2.0 + 0.0254(\text{Gr}_{AB}\text{Sc})^{1/3} \text{Sc}^{0.244} \quad \text{Gr}_{AB}\text{Sc} > 10^8 \quad (2.81)$$

### 2.8.2. Transfert de masse dans lits fixes

Les lits fixes sont utilisés communément dans les opérations du transfert de masse industrielles, y compris adsorption, échange de l'ion, chromatographie, et réactions gazeuses qui est catalysée par les surfaces solides. Les nombreuses recherche ont été menées pour mesurer des coefficients du transfert masse dans les lits fixes et corrélant les résultats. En général, l'accord parmi les chercheurs est pauvre, qui sera attendu quand on se rend compte des difficultés expérimentales. SHERWOOD, PIGFORD, et WILKE [96], ont présenté une représentation graphique de la plupart des données pour le transfert de masse dans les lits fixes avec une seule phase fluide ou gaz courant. Ils ont trouvé qu'une ligne droite seule à travers les points expérimentaux a fait un travail juste de représenter une équation moyennement simple

$$j_D = 1.17 \text{Re}^{-0.415} \quad 10 < \text{Re} < 2500 \quad (2.82)$$

Où

$$\text{Re} = \frac{d_p u_{ave} \rho}{\mu}$$

$u_{ave}$  = vitesse superficielle de fluide

$d_p$  = *diametre de la sphère ayant la même surface ou le volume de particule*

Cette équation peut être employée pour les évaluations de l'ingénieur.

La plupart des corrélations précédentes pour les lits fixes ont manqué d'expliquer les variations de la porosité des lits fixes ( $\varepsilon$ ), les quels dans lits de sphères et boulettes peuvent aligner de la forme 0.3 à 0.5 .Le transfert de masse entre les liquides et les lits de sphères a été étudié par WILSON et GEANKOPLIS [97], qui a correspondu leurs données par

$$\varepsilon \cdot j_D = \frac{1.09}{\text{Re}} \quad (2.83)$$

Pour  $0.0016 < \text{Re} < 55, 165 < \text{Sc} < 70600$  et  $0,35 < \varepsilon < 0,75$ , et par

$$\varepsilon \cdot j_D = \frac{0.25}{(\text{Re})^{0.31}} \quad (2.84)$$

Pour  $55 < \text{Re} < 1500$  et  $165 < \text{Sc} < 10690$ . Le nombre de Reynolds  $\text{Re}$ , est défini en terme de diamètre des sphères  $d_p$ , et la vitesse massique superficielle du fluide,  $G$ , masse par unité de temps par unité section. La fraction de vide dans le lit fixe est désignée comme  $\varepsilon$  qui est le volume espace vide entre les particules solides divisées par le volume total d'espace vide plus les particules solides. Ces valeurs varient approximativement de 0.30 à 0.50 dans la plupart des lits fixes. La corrélation de GUPTA et THODOS, [98].

$$\varepsilon \cdot j_D = \frac{2.06}{(\text{Re})^{0.575}} \quad (2.85)$$

Est recommandée pour le transfert de masse entre les gaz et les lits de sphères le nombre Reynolds doit se trouver dans la gamme  $90 < \text{Re} < 4000$ . Les Données au-dessus de cette gamme indiquent un comportement transitionnel et sont rapportées dans une forme graphique par GUPTA et THODOS, [99].

## 2.9. Principales équations de corrélation générales utilise pour générée la base de donnée

A partir d'une compilation des travaux effectués antérieurement, plusieurs auteurs ont proposé des équations de corrélation générales, [97-103].

$$\text{Pour } 0.0016 < \text{Re} < 55 \quad ,165 \leq \text{Sc} \leq 70600 \quad 0,35 < \varepsilon < 0.75$$

WILSON et GEANKOPLIS, [97] ont proposé, en 1993, l'équation :

$$Sh = \frac{1.09}{\varepsilon} \text{Re}^{1/3} \text{Sc}^{1/3} \quad (2.83)$$

$$\text{et Pour } 55 < \text{Re} < 1500 \quad ,165 \leq \text{Sc} \leq 10690 \quad 0,3 < \varepsilon < 0.5$$

$$Sh = \frac{0.25}{\varepsilon} \text{Re}^{0.69} \text{Sc}^{1/3} \quad (2.84)$$

HINES, MADDIX [100,104], obtenue à partir de résultats de transfert de matière dans les lits fixes correspondants de particules différentes formes pour les liquides et gaz ont proposé, en 1985, l'équation :

$$0.01 < \text{Re} < 50$$

$$Sh = 0.91\psi \text{Re}^{0.49} \text{Sc}^{1/3} \quad (2.86)$$

De même YOSHIDA, RAMASWAMI et HOUGEN, [105] ont proposé, en 1962, l'équation :

$$50 < \text{Re} < 1000$$

$$Sh = 0.61\psi \text{Re}^{0.59} \text{Sc}^{1/3} \quad (2.87)$$

Avec :

$\psi$ : facteur de forme		
Particule	Sphère	Cylindre
1.00	0.91	0.81

**Tableau 2.9:** Valeurs de facteur de forme

et :

$$\text{Re} = \frac{V_{\text{super}} \rho}{\mu \psi . a}$$

$$a = 6(1 - \varepsilon) / dp$$

STEINBERGER et TREYBAL, [95] Obtenue à partir de résultats de transfert de matière dans les lit fixes correspondant de particules sphériques pour les liquides et gaz .en présence de convection naturelle, [106,108]

$$\text{Re} \geq 0.4 \text{ Gr}_{\text{AB}}^{1/2} \text{ Sc}^{-1/6}$$

$$1 \leq \text{Re} \leq 3 \times 10^4 \quad , \quad 0.6 \leq \text{Sc} \leq 3200$$

Ont proposé, en 1960, l'équation :

$$Sh = Sh_0 + 0.347(\text{Re Sc}^{0.5})^{0.62} \quad (2.79)$$

$$\text{Avec } Sh_0 = \begin{cases} 2.0 + 0.569(\text{Gr}_D \text{ Sc})^{0.250} & \text{Gr}_D \text{ Sc} < 10^8 \\ 2.0 + 0.0254(\text{Gr}_D \text{ Sc})^{0.333} \text{ Sc}^{0.244} & \text{Gr}_D \text{ Sc} > 10^8 \end{cases} \quad (2.80)$$

$$(2.81)$$

LINTON, SHERWOOD, [106,107] Obtenue à partir de résultats de transfert de matière dans des conduites cylindriques ont proposé, en 1950, l'équation :

$$4000 \leq \text{Re} \leq 60000 \quad , \quad 0.6 \leq \text{Sc} \leq 3000$$

$$Sh = 0.023 \text{ Re}^{0.83} \text{ Sc}^{1/3} \quad (2.88)$$

De même : LINTON, SHERWOOD, [108] ont proposé, en 1934, l'équation :

$$10000 \leq \text{Re} \leq 400000, \text{ Sc} > 100$$

$$Sh = 0.0149 \text{ Re}^{0.88} \text{ Sc}^{1/3} \quad (2.89)$$

### 2.10. L'équation de corrélation pour générée une nouvelle base de donnée pour l'utilisation dans l'extrapolation

DWIVED et UPADHYAY, [109] Obtenue à partir de résultats de transfert de matière dans les lit fixes correspondant de particules sphériques pour les liquides et gaz.

$$\varepsilon_D^j = \frac{0.765}{\text{Re}^{0.82}} + \frac{0.365}{\text{Re}^{0.386}}$$

$$j_D = \frac{\text{Sh}}{\text{ReSc}^{1/3}} \quad (2.90)$$

gaz:  $10 \leq \text{Re} \leq 1000$   
liquide:  $0.01 \leq \text{Re} \leq 15000$

### 2.11. Conclusion

Au terme de ce chapitre, nous pouvons conclure que ; le coefficient de convection massique, bien que nécessaire pour l'étude des phénomènes de transfert, les démarches de leur détermination demeurent une opération très délicate tant sur le plans théorique que sur le plans expérimental. Par voie de conséquence, une recherche dans le sens d'apporter une amélioration à la façon de leur estimation est plus que nécessaire au vu de leurs importances.

Cette préoccupation fera l'objet du chapitre suivant, où une nouvelle technique basée sur les réseaux de neurones artificiels, est mise à l'épreuve.

# ***Partie Pratique***

# ***Chapitre III***

## ***Méthode Neuronale Pour l'estimation du coefficient de convection massique***

## **METHODE NEURONALE POUR L'ESTIMATION DU COEFFICIENT DE CONVECTION MASSIQUE DANS LES CONDUITES ET LES MILIEUX POREUX**

### **3.1. Introduction**

Le coefficient de convection massique, est désigné comme étant un des paramètres indispensables pour l'étude et l'analyse du tel phénomène de transfert et pour traduire son intensité. L'étude bibliographique a permis en premier lieu de mieux connaître le transfert convectif et les réseaux de neurones et de mettre en évidence que les méthodes classiques de détermination de coefficient de convection massique sont très lourdes, et complexes (moyen mathématique, moyen expérimental), et l'établissement des corrélations pour leur calcul dont l'application certes valables, mais astreignante parce qu'elles comportent plusieurs paramètres souvent très difficile à rassembler, peu pratique et encore plus compliquées et leurs domaines d'application très limité .

On a mis aussi en évidence que parmi les nombreuses méthodes permettant de calculer le coefficient de transfert de matière dans les lits fixes, les conduites, la plupart ne s'intéressent qu'aux analyses classiques.

Certains auteurs proposent des modèles plus au moins performants, mais aucune méthode neuronale n'a été élaborée pour l'estimation de coefficient de convection massique. Une telle méthode pouvait être cependant très utile lorsque l'on désire prévoir le transfert convectif dans les conduites et les milieux poreux complexes.

C'est précisément dans ce contexte, que nous avons voulu apporter une alternative en proposant cette étude, dont l'objectif, est la mise en œuvre d'une méthode pratique de calcul basée sur les réseaux de neurones artificiels de type multicouche (MLP) et en utilisant la base de données générée à partir des corrélations usuelles souvent disponibles dans la littérature, afin d'approcher ce paramètre avec une erreur acceptable.

C'est sans doute à travers cette synthèse bibliographique, que nous estimons que notre travail tire son importance et surtout son originalité.

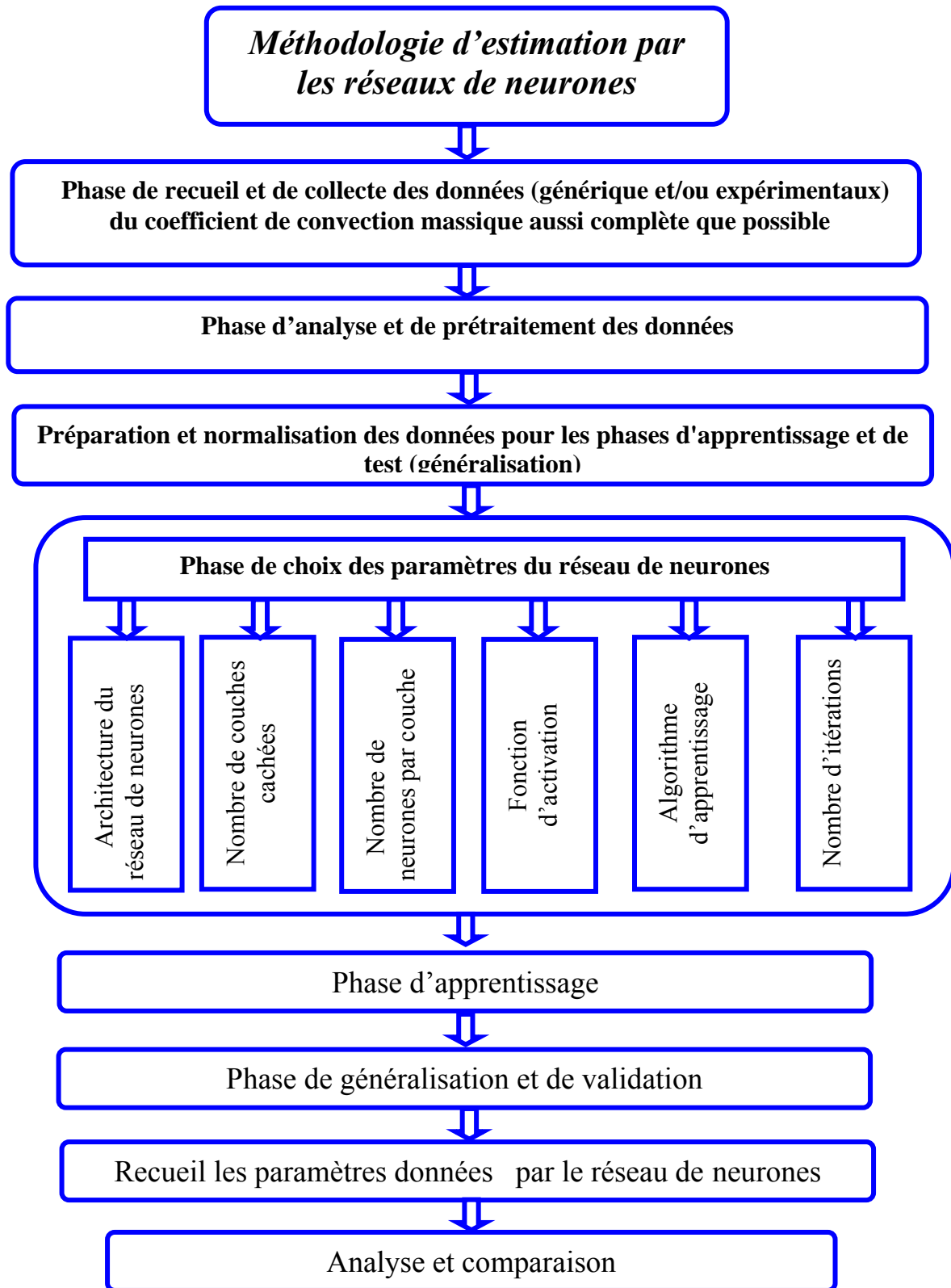
Les réseaux de neurones multicouches de type non bouclés, dont l'apprentissage est supervisé constituent une technique relativement récente de modélisation (boite noire) qui a montré ses performances. Il suffit d'avoir un ensemble de variables mesurées et d'un

ensemble de mesures d'une grandeur de nature quelconque et en supposant qu'il existe une relation suffisamment régulière entre les variables et la grandeur alors, il est possible d'approximer cette relation par un réseau de neurone non bouclé [23]. C'est parfaitement le cas pour le coefficient de convection massique.

Ce chapitre sera donc consacré à la description exhaustive de la méthodologie adoptée pour l'application de la technique neuronale dans l'évaluation de coefficient de convection massique dans les conduites et dans les milieux poreux, ainsi qu'à la présentation des différents résultats obtenus. Il comportera également une étude comparative entre un nouveau modèle neuronale établi et un modèle de calcul sur un programme a été préparé dans le logiciel de MATLAB évaluer le coefficient de transfert de chaleur par convection (colporteur, 2003). Lors d'une étude expérimentale intitulée "Effet de la masse sur le coefficient de transfert de chaleur par convection pendant le soleil ouvert et séchage de serre chaude des flocons d'oignon", [110].

### **3.2. Méthodologie de l'estimation du coefficient de convection massique**

La méthodologie adoptée peut être schématisée conformément à l'organigramme suivant :



**Figure 3.1 :** Méthodologie de l'estimation du coefficient de convection massique

### 3.2.1. Base de donnée

L'élaboration d'une base de donnée est une phase décisive dans la conception d'un modèle neuronal. Elle doit être exécutée avec la plus grande précaution car toute erreur à ce stade va connaître des influences importantes tant sur la convergence du modèle que sur la généralisation.

Dans le but de constituer une base de données fiable et représentative, nous avons suivi une méthodologie, inspirée de l'étude bibliographique [23], qui revêt les étapes suivantes :

- sélection des entrées du modèle neuronal,
- collecte des données,
- mise en forme des données,
- normalisation des données.

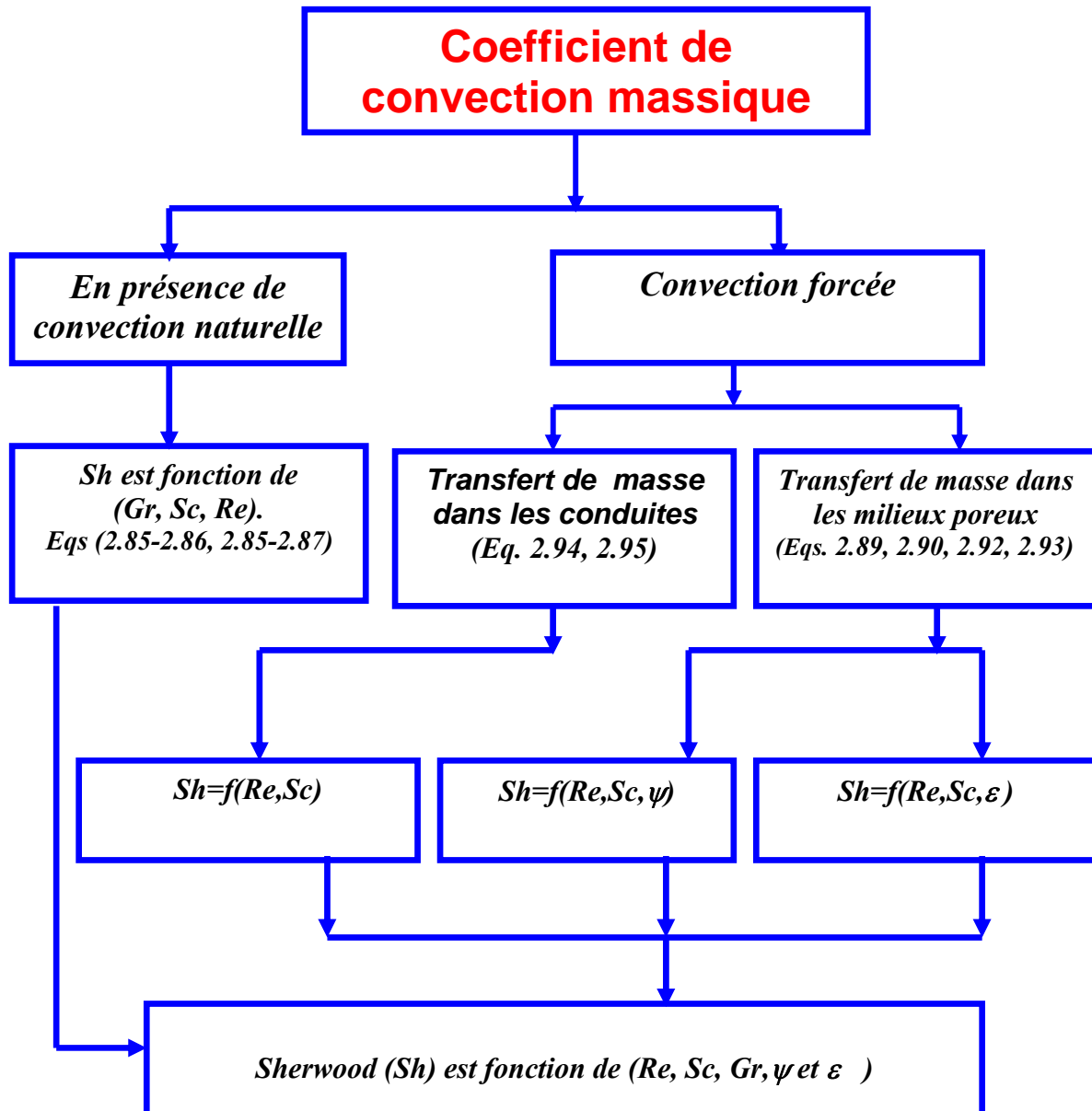
#### 3.2.1.1. Sélection des entrées du modèle neuronal

La sélection des entrées consiste à déterminer les variables pertinentes par rapport à la grandeur à modéliser. Elle vise deux points essentiels [23] :

- réduction de la dimension de l'espace de représentation des variables du modèle,
- élimination des entrées qui n'ont pas ou peu d'influence sur la sortie.

Il est important de mentionner que chaque ajout d'une variable encombre le modèle et entraîne une multiplication des paramètres du réseau. Raison pour laquelle, la représentation des entrées doit contenir tous les facteurs pertinents par rapport à la grandeur à modéliser, mais seulement ceux-ci.

Dans notre cas c'est-à-dire la détermination du coefficient de convection massique, on a utilisé les corrélations empiriques [66,105-116] comme base théorique pour extraire les variables pertinentes par rapport au nombre de Sherwood. En partant des corrélations proposées nous avons abouti aux grandeurs mesurables qui sont  $(Re, Sc, Gr, \psi \text{ et } \varepsilon)$  dont on a utilisé comme entrées de notre modèle. Le diagramme de la figure 3.2 explique les détails de la procédure de sélection des variables d'entrées.



**Figure 3.2 :** Procédure de la sélection des variables d'entrées.

### 3.2.1.2. Collecte des données

Une fois les entrées pertinentes du modèle sont sélectionnées, l'objectif de cette étape est de les recueillir. La base de données ainsi constituée doit répondre à deux exigences [23] :

- contenir le maximum d'échantillons ou d'exemples (génériques et/ou expérimentaux),
- être représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du modèle neuronal.

La base de données que nous avons pu constituer comporte **8606 exemples** et ce pour les deux modes de convection forcée et naturelle dans les conduites et dans les milieux poreux. Le domaine de variation des paramètres des corrélations ( $Re$ ,  $Sc$ ,  $Gr$ ,  $\psi$ ,  $\epsilon$ ) est (selon le domaine de validité de chaque corrélation). Cette base de données est générique (c'est-à-dire à été constituer (générée) à l'aide d'un programme de calcul et avec toutes les combinaisons possibles sans répété les même valeurs du coefficients de convection massique (le nombre de Sherwood) à partir des corrélations empiriques précédentes. Vue la manque totale des données expérimental on a utilisé cette méthode pour générée cette base de données. La théorie dite que les coefficients de transfert de masse doivent être évalués expérimentalement. Lorsque les données expérimentales manquent, on dispose des équations empiriques pour estimer les coefficients. [111] . Le programme a été élaboré sur langage **Visuel Basique** et les Résultats porté sur Access.

L'écart très important entre les éléments de la matrice des inputs ( $X$ ) nous a conduit à utilisé la racine un douzième ( $X$ )<sup>1/12</sup> pour minimiser ces écarts. Les modèles neuronaux (pour coefficient de convection massique) convergent parfaitement et avec un nombre de cycles relativement réduit. En effet, en utilisant le la matrice ( $X$ ), les modèle n'arrivent pas à converger lors de la phase d'apprentissage même après plusieurs itérations (>**10000cycle**)

### **3.2.13. Mise en forme des données**

Dans cette étape les données sont d'abord subdivisées, au moins, en deux sous ensembles ; un ensemble pour l'apprentissage et l'autre est réservé à la phase de test. L'échantillonnage des deux ensembles est fait de façon qu'ils reflètent parfaitement la base de données de départ. C'est-à-dire, on choisit toujours, à partir du tableau des données, deux valeurs pour l'apprentissage et la troisième valeur pour le test jusqu'à la fin de la ligne et ainsi de suite jusqu'à la fin du tableau, comme le montre la *fig3.3*. Ensuite, l'ensemble des données est écrit sous forme matricielle. Comme il s'agit là d'un apprentissage supervisé, on a donc des matrices de cinq lignes représentant les entrées du modèle et des vecteurs ligne représentant le Sherwood désirée.

La matrice utilisée pour l'apprentissage comporte **75%** de la totalité de la base de données, environs **2870** colonnes (exemples), les **25%** restants sont désignées à la phase test

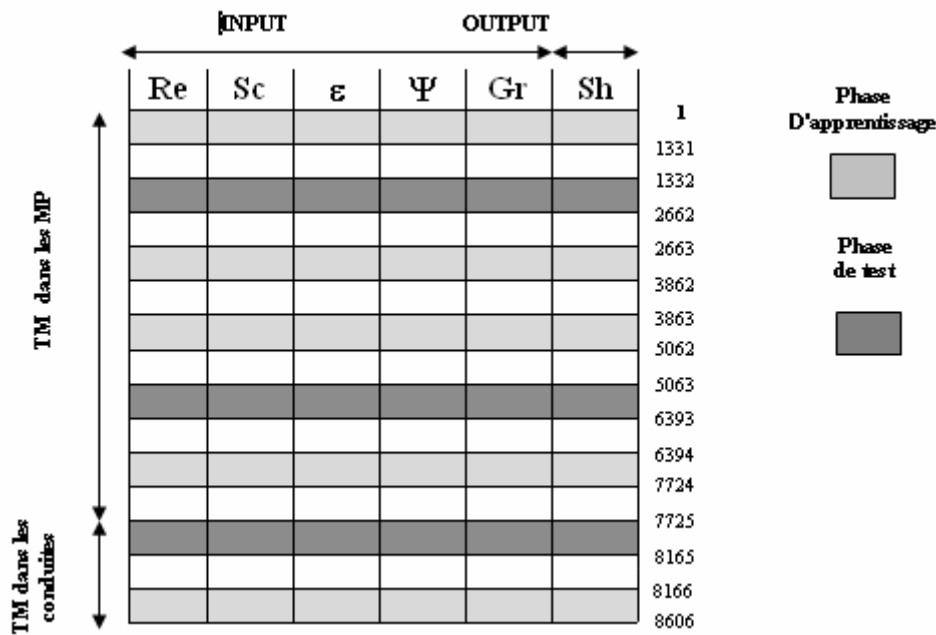


Figure 3.3 : Illustration de la phase d'apprentissage et de test

### 3.2.1.4. Normalisation des données

La normalisation est une étape importante dans le processus de l'élaboration des données. Elle devient dans la plus part des cas, une exigence pour les matrices des inputs, du fait qu'on utilise souvent des fonctions de transfert bornées de type sigmoïdes dans les modélisations statiques.

Dans notre travail, on a utilisé la base de données qui est représentés en six lignes, correspondant respectivement aux  $(Re, Sc, Gr, \psi, \epsilon \text{ et } Sh)$ . Les valeurs numériques ont été normalisées afin d'améliorer l'optimisation. La normalisation se fait par ligne (*premnmx* **MATLAB version : 6.5**), chaque paramètre des entrées et de sortie ( $x_i$ ) est normalisé ( $x_{in}$ ) par l'expression suivante:

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

(3.1)

Les constantes de normalisation relatives aux valeurs minimales et maximales (eq.3.1) des entrées et de la sortie du RN sont récapitulées dans le tableau ci-dessous.

	Entrées					Sorties
Variabes	Re	Sc	$\varepsilon$	Gr	$\psi$	Sh
Valeurs minimales	0.5848	0.94387	0	0	0	0.061261
Valeurs maximales	2.9298	2.5355	1	10	1	29033

**Tableau 3.1 :** Constantes de normalisation relative au modèle (RN) établi

### 3.2.2. Conception du modèle neuronal

La conception d'un modèle neuronal consiste à faire une étude d'évaluation des éléments constitutifs du réseau en fonction de la performance de modélisation souhaitée. Elle vise à fixer les éléments suivants :

1. le type du réseau,
2. le nombre de couches cachées,
3. le nombre de neurones dans les couches,
4. la fonction de transfert des neurones,
5. l'algorithme d'apprentissage,
6. le nombre d'itérations (cycles).

Dans notre cas, il s'agit d'approximer le coefficient de convection massique, qui est une fonction suffisamment régulière, par un réseau de neurones. Il est donc question, de faire une modélisation statique indépendamment du temps, le réseau adéquat au vue de la monographie consultée [2, 3, 6, 8, 10, 11, 12, 13, 23] ne peut être en général qu'un réseau non bouclé type MLP (Multi Layer Perceptron). La propriété fondamentale de ces réseaux est l'approximation universelle, qui s'énonce de la façon suivante :

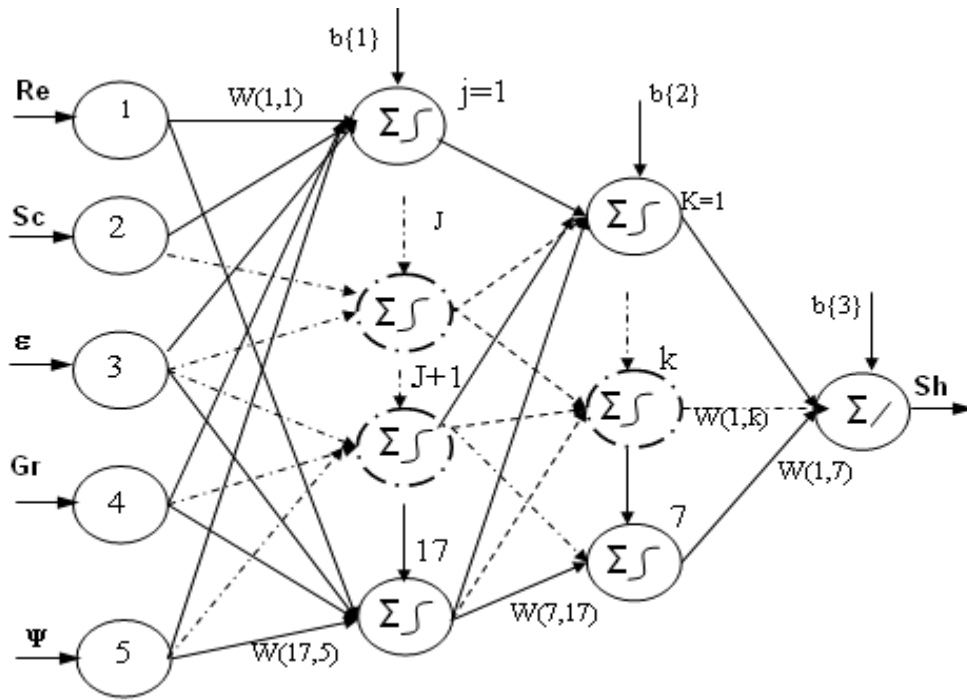
*« Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de*

neurones comportant une **couche de neurones cachés** en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de **sortie linéaire** [23, 25] ».

C'est cette propriété appelée encore théorème d'existence [23] qui a justifié notre choix de l'architecture de réseaux de neurones à deux couches cachées, type MLP (voir figure 3.4), avec des tangentes sigmoïdes comme fonctions de transfert des neurones cachés et une fonction linéaire (identité) pour le neurone de sortie. L'algorithme d'apprentissage le mieux adapté d'après la bibliographie [23] et après confirmation par une étude évaluative, est celui de Levenberg-Marquardt. Le tableau 3.2 récapitule les différents éléments structurels du réseau de neurone utilisé dans la modélisation de coefficient de convection massique.

Type du réseau	Couche d'entrée	1 <sup>ère</sup> couche cachée		2 <sup>ème</sup> couche cachée		Couche de sortie		Algorithme d'apprentissage  (Nb. d'itérations)  {Erreur de performance}
	Nb. de neurones	Nb. de neurones	Fonction d'activation	Nb. de neurones	Fonction d'activation	Nb. de neurones	Fonction d'activation	
<i>RNS MLP</i>	5	17	Tangente hyperbolique TANSIG	7	Tangente hyperbolique TANSIG	1	Identité Purlin	LM  (5000)  <b>{3.93×10<sup>-9</sup>}</b>

**Tableau 3. 2 :** Structure du réseau neuronal utilisé dans la modélisation de coefficient de convection massique.



**Figure 3.4 :** Schéma simplifié de l'architecture du réseau neuronal utilisé

### 3.2.2.1. Paramètres du réseau

Une fois le nombre de neurones cachés et le nombre de cycles d'apprentissage sont fixés (après apprentissage et validation), nous pouvons donc extraire les paramètres du réseau neuronal, c'est-à-dire l'ensemble de ses poids synaptiques et ses biais. Le tableau 3.3 regroupe ces paramètres pour le réseau finalisé.

Couche d'entrée					1 <sup>er</sup> Couches cachée								
matrice des poids					Matrices des poids								biais
-0.04	-1.09	-5.42	-0.79	-0.64	3.98	0.81	6.29	-8.70	0.39	-6.43	-6.41	-2.53	
-55.84	-0.01	32.09	-1.35	1.64	-8.20	-4.90	1.83	34.47	-4.96	7.05	0.00	-3.65	
-0.71	-0.14	-1.92	1.17	-2.51	-2.13	5.26	3.38	-1.97	5.31	-4.90	-3.20	2.16	
-0.20	0.15	3.95	1.12	-3.90	4.58	-0.04	3.04	11.00	0.62	-4.52	0.47	-2.62	
-0.09	-0.66	3.08	0.92	-2.95	0.04	0.02	5.12	1.53	0.06	0.07	0.43	0.95	
8.14	0.50	-0.78	-3.47	3.08	0.04	-0.63	-0.01	-1.51	-0.66	-1.30	0.00	-4.39	
2.55	-0.58	4.09	-1.81	-1.05	0.47	-0.27	-4.20	-1.99	-0.28	-0.24	0.24	1.96	
-0.03	-0.25	0.59	0.30	0.20	1.08	-6.35	0.60	-4.31	-6.56	-0.99	-6.86	-0.93	
40.92	-0.08	-12.50	-0.94	16.64	17.91	-5.62	4.02	-2.41	-5.60	-14.41	0.00	4.00	

35.97	-0.04	-10.14	3.08	6.34	0.01	0.66	-2.80	35.39	0.67	7.10	0.01	0.61
-1.68	0.14	-2.98	1.00	0.19	-0.87	1.79	-1.06	1.33	1.78	-9.27	-0.05	-2.80
-29.78	-0.03	18.37	-1.74	-1.66	9.39	6.77	3.00	-1.78	6.50	-5.98	-0.01	-3.23
-12.26	-0.17	0.66	5.17	-9.72	-1.70	-5.21	-6.12	-1.34	-5.28	-0.99	0.01	0.89
-0.05	0.94	0.31	-0.14	-0.35	1.52	-5.75	-2.54	1.67	-5.74	1.55	1.60	1.82
-0.01	0.22	-2.33	0.28	-0.60	4.42	1.25	0.22	-3.24	1.19	4.36	7.73	-2.46
-0.23	0.08	0.29	-1.31	0.35	1.84	-5.38	-4.46	-1.13	-5.44	4.42	-3.74	-1.83
1.11	0.03	-0.34	2.18	0.03	0.98	0.12	-4.94	5.65	0.10	8.31	2.26	2.97

2 <sup>ème</sup> Couches cachée		Couches de sortie
Vecteur des poids	Vecteur des biais	Vecteur des biais
0.54059	-15.979	10.328
-0.61661	-1.1067	
0.0016122	-0.32611	
-0.54157	3.3201	
0.61536	-0.68189	
0.54198	-2.3919	
10.787	-10.334	

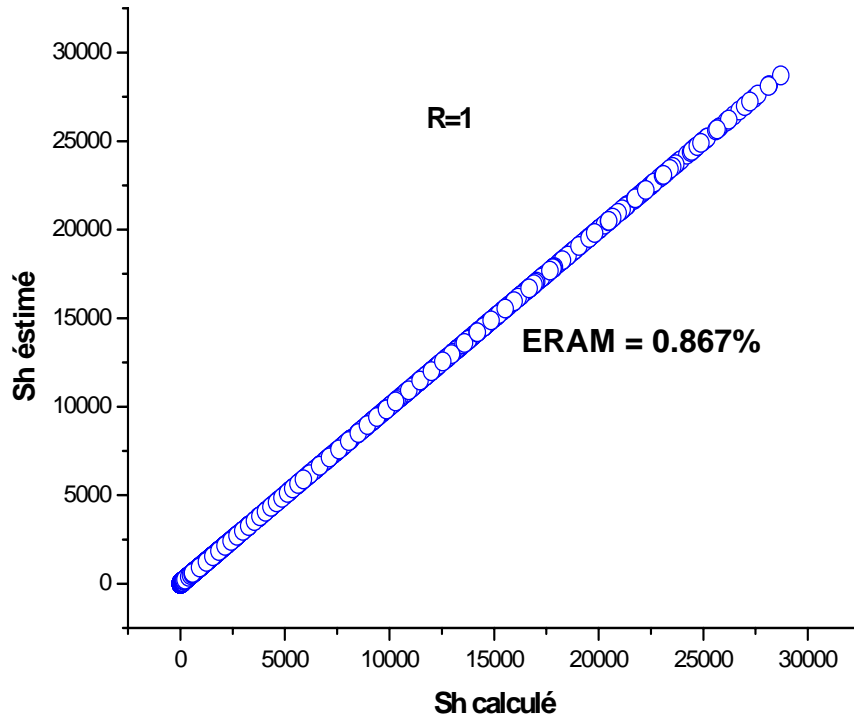
**Tableau 3.3 :** Poids et biais du modèle neuronal établi

### 3.2.3. Résultats et analyses

Pour la présentation des résultats, nous commençons d'abord par les résultats obtenus lors de la phase de conception du modèle neuronal, c'est-à-dire la phase d'apprentissage et de généralisation. Les figures (3.5) et (3.6) présentent ces résultats, nous remarquons que la valeur moyenne de l'erreur relative par rapport aux données utilisées ne dépasse pas les 0.87%. Le coefficient de corrélation R de la courbe de linéarisation (Sherwood estimée en fonction de Sherwood de la base de données ou (Sherwood "Calculé" ou de référence) est égale à 1 Il est important de rappeler, que la taille des matrices utilisées pour effectuer l'apprentissage et la validation, dépassent les 2800 colonnes.

Nous remarquons également dans cette phase que le modèle neuronal reproduit parfaitement les données qui ont servi à l'apprentissage et à la généralisation. L'erreur commise sur l'ensemble de validation montre bien que le réseau de neurones arrive à suivre

l'évolution le nombre de Sherwood entre le point d'apprentissage ce qui le met hors des domaines de sous ou de sur apprentissage.



**Figure 3.5 :** Résultats d'apprentissage

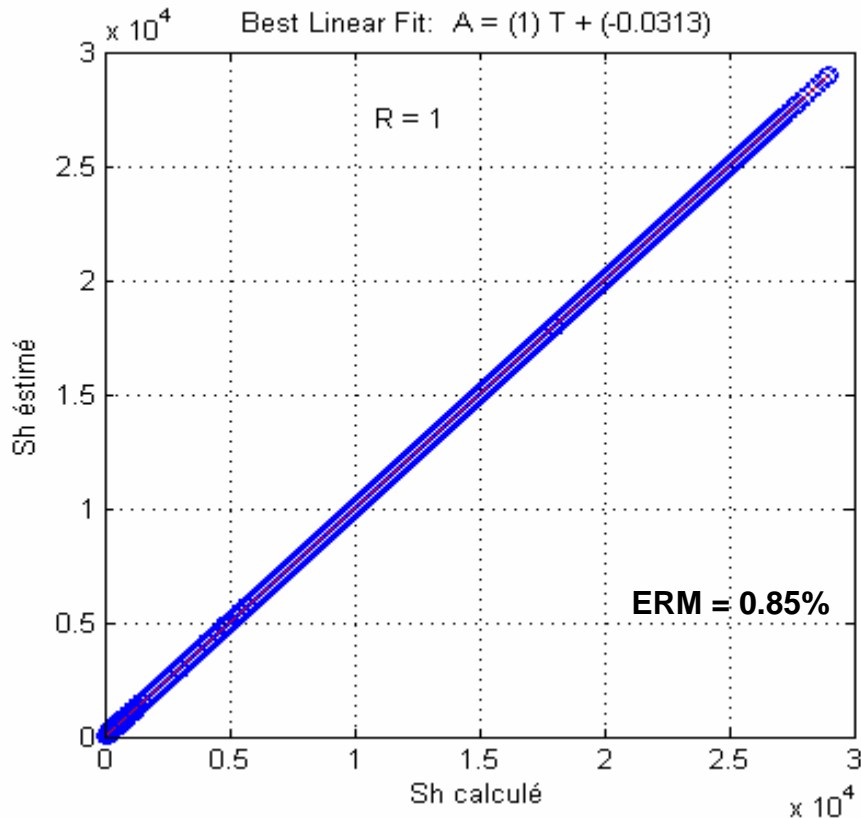
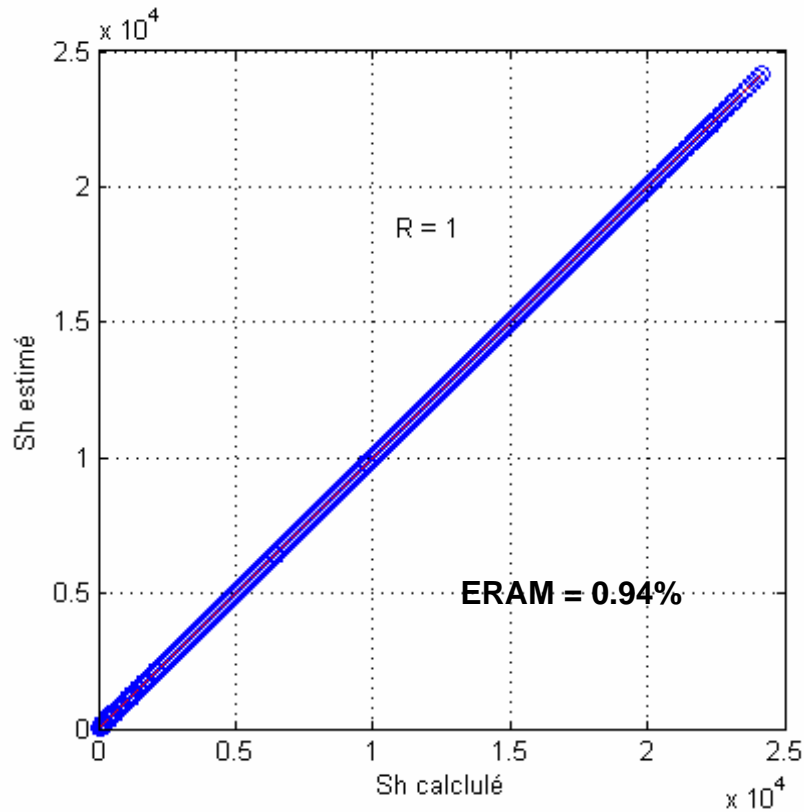


Figure 3.6 : Résultats de test de généralisation

### 3.2.4. L'interpolation

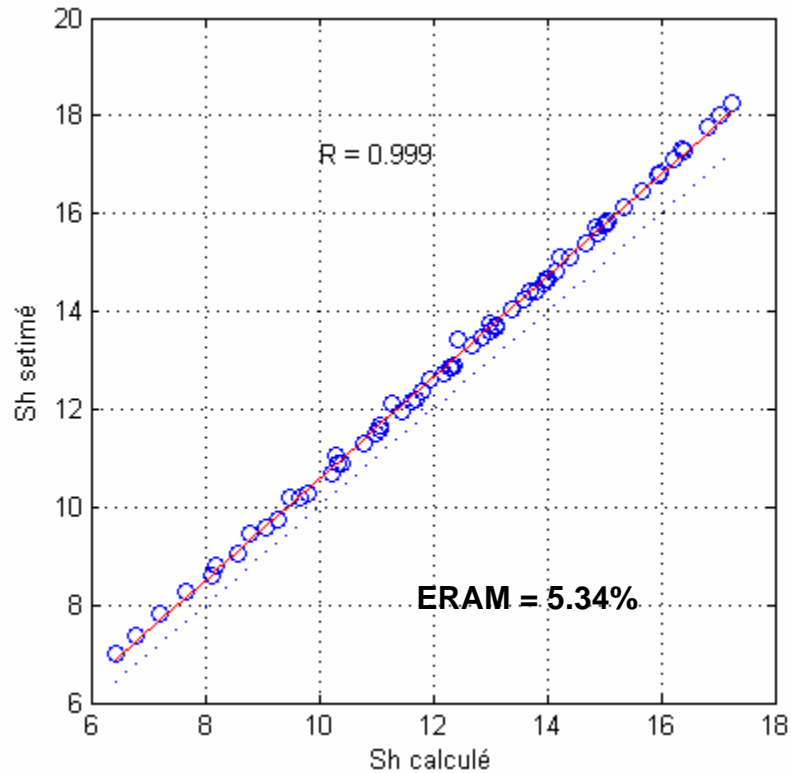
Dans le but de mesurer les performances du modèle neuronal conçu, nous avons généré une base de données constituée par des valeurs intermédiaires par rapport à celles de la base de données utilisée pour la phase d'apprentissage et validation), c'est-à-dire on a calculé le nombre de Sherwood, en utilisant les mêmes corrélations empiriques et le même programme utilisé pour générer la base de données de départ. Mais en n'a pas changé le pas de calcul tout en gardant le domaine de validation (domaine de variation des paramètres  $Re$ ,  $Sc$ ,  $Gr$ ,  $\psi$  et  $\epsilon$ ), pour chaque corrélation. La figure 3.10 montre son comportement vis-à-vis d'une base de données proche à la précédente. Il est clair que la distribution des résultats du MN et les valeurs calculées est tout à fait semblable, l'erreur relative absolue moyenne commise sur cette base est égale à 0.9436%



**Figure 3.7 :** Résultats de test de l'interpolation.

### 3.2.5. L'extrapolation

Toujours dans le but de voir, comment le modèle neuronal réagit à une nouvelle base donnée qui non pas figurer dans la base de données de départ. Généré par d'autre équation de corrélation repérées dans la référence [109] et le même programme de calcul. Bien sûr en gardant les même variable pertinente d'entrée et sortie ( $Re$ ,  $Sc$ ,  $Gr$ ,  $\psi$ ,  $\varepsilon$  et  $Sh$ ). La figure 3.11 montre son comportement vis-à-vis cette nouvelle base de donnée. Il est clair que la distribution des résultats du MN autour des valeurs calculées est tout à fait acceptable, l'erreur relative absolue moyenne commise sur cette base tourne autour de 5,3436% et nous remarquons que. Le coefficient de corrélation R de la courbe de linéarisation (Sherwood estimée en fonction de Sherwood calculé (référence) a partir de corrélation (2.97) est pratiquement égale à 1 (0.999)

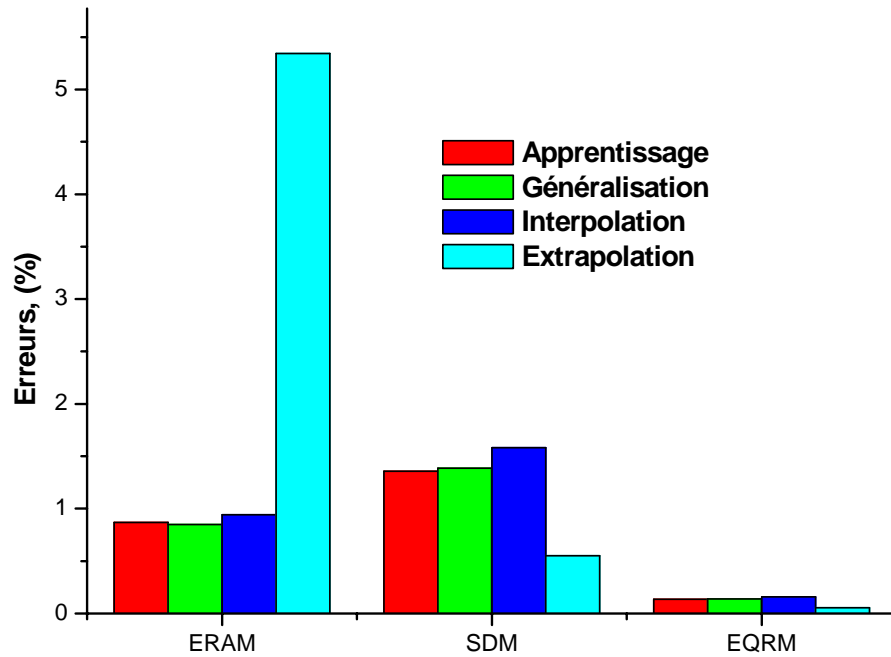


**Figure 3.8 :** Résultats du test de l'extrapolation

Les résultats obtenus comme on peut le remarquer sont en parfaite concordance soit par rapport au extrapolation ou bien interpolation l'erreur relative commise sur l'ensemble de ce test (par rapport aux valeurs calculé) oscille entre 5.34% et 0.94%.

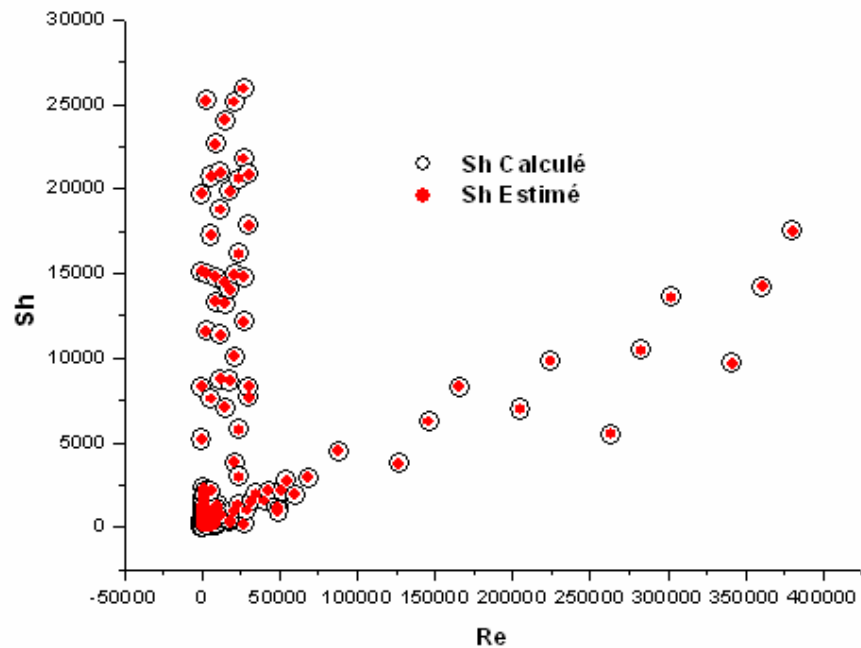
Erreur,(%)	Extrapolation	Interpolation	Généralisation	Apprentissage
ERAM	5,3436	0,9436	0,84881	0,8672
SDM	0,55234	1,5806	1,3872	1,3577
EQRM	0,05471	0,15805	0,13871	0,13575

**Tableau 3.4 :** récapitule les différentes erreurs moyennes du modèle neuronal établi après les phases (apprentissage, généralisation, interpolation, extrapolation)

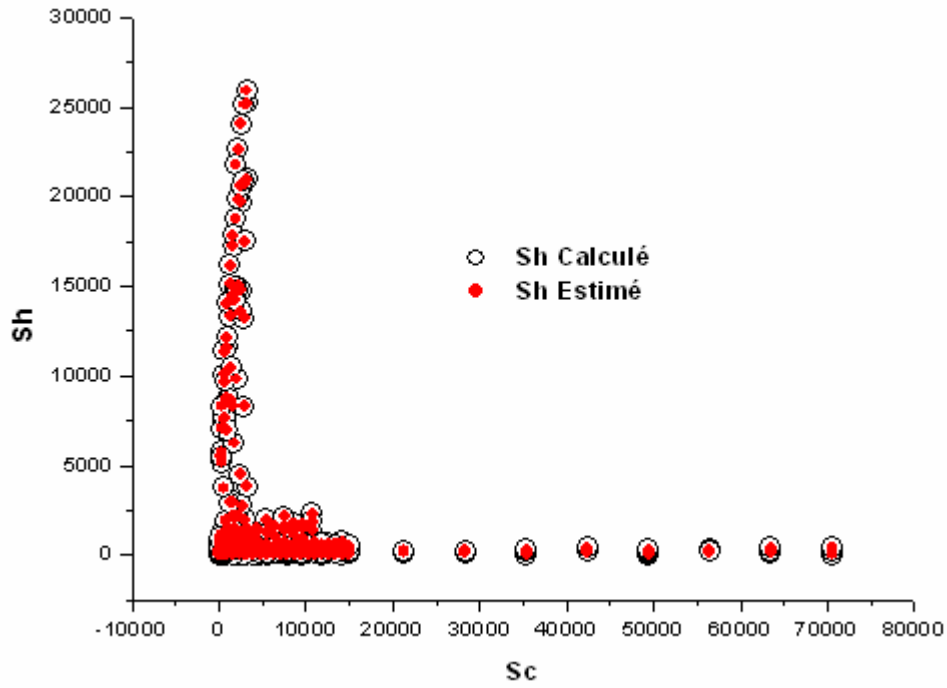


**Figure 3.9 :** Histogramme de comparaison entre les différentes erreurs moyenne du modèle neuronal établi après les phases (apprentissage, généralisation, interpolation, extrapolation).

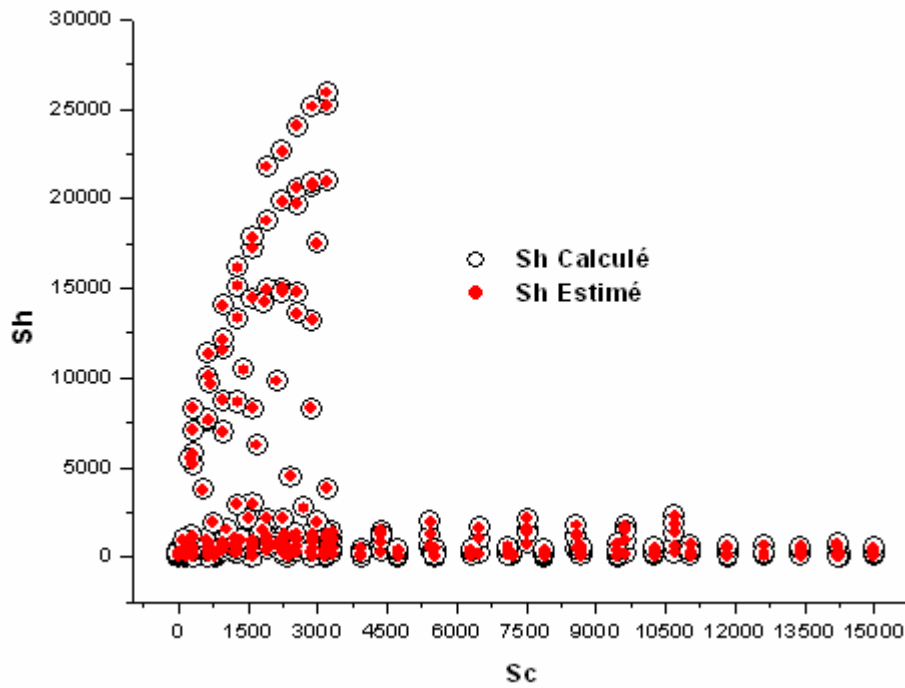
Dans le but d’apporter plus d’affirmation quant à la performance du modèle neuronal établi, nous avons tracé le Nombre de Sherwood calculé et estimé par le modèle neuronal en fonction des différentes variables d’entrée ( $Re$ ,  $Sc$ ,  $\psi$ ,  $\varepsilon$ ,  $Gr$ ).



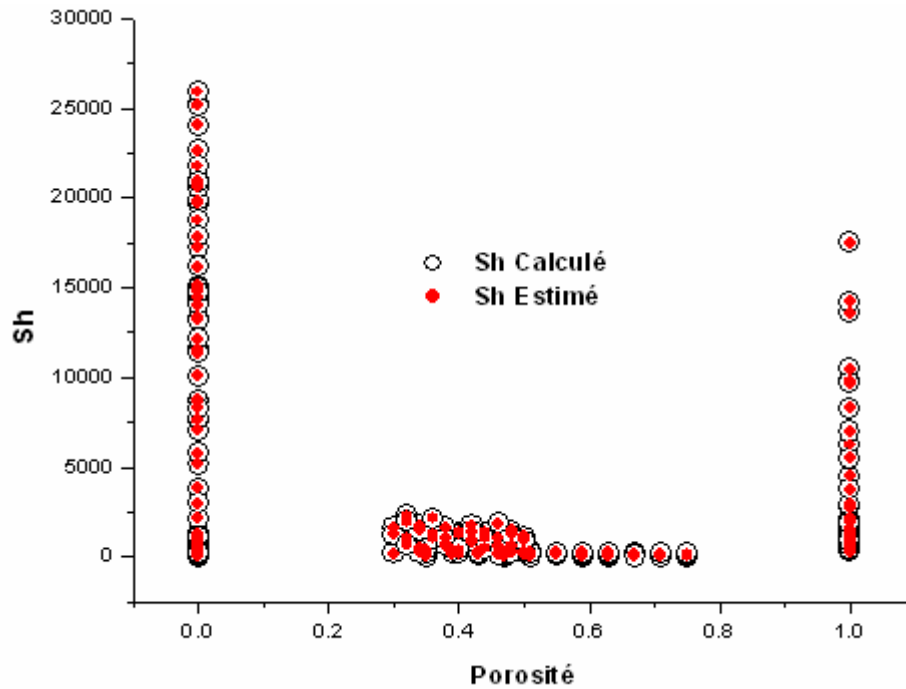
**Figure 3.10:** Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de nombre de Reynolds ( $Re$ )



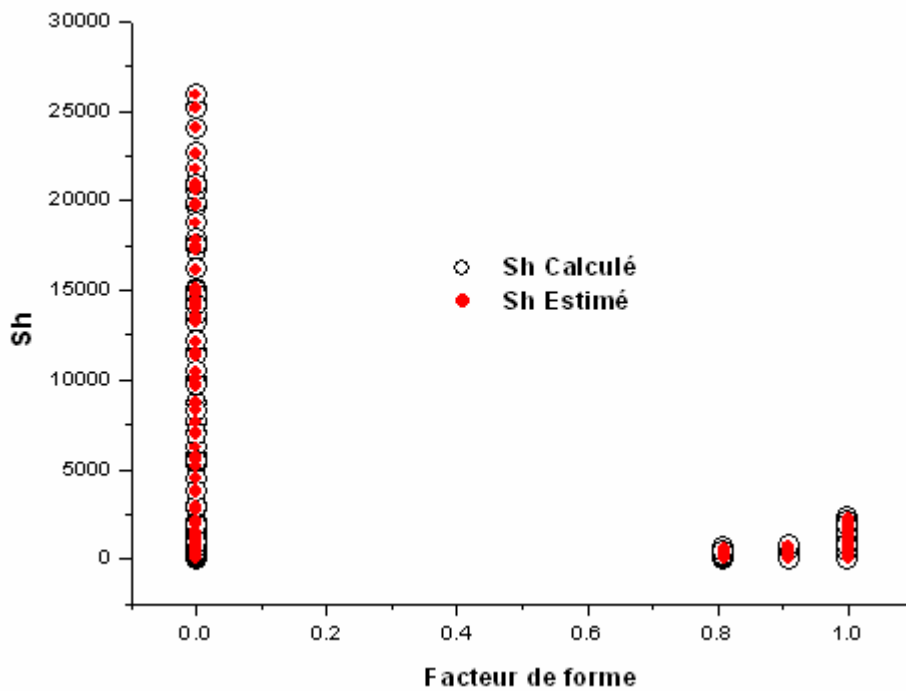
**Figure 3.11 :** Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de nombre de Schmidt ( $Sc$ )



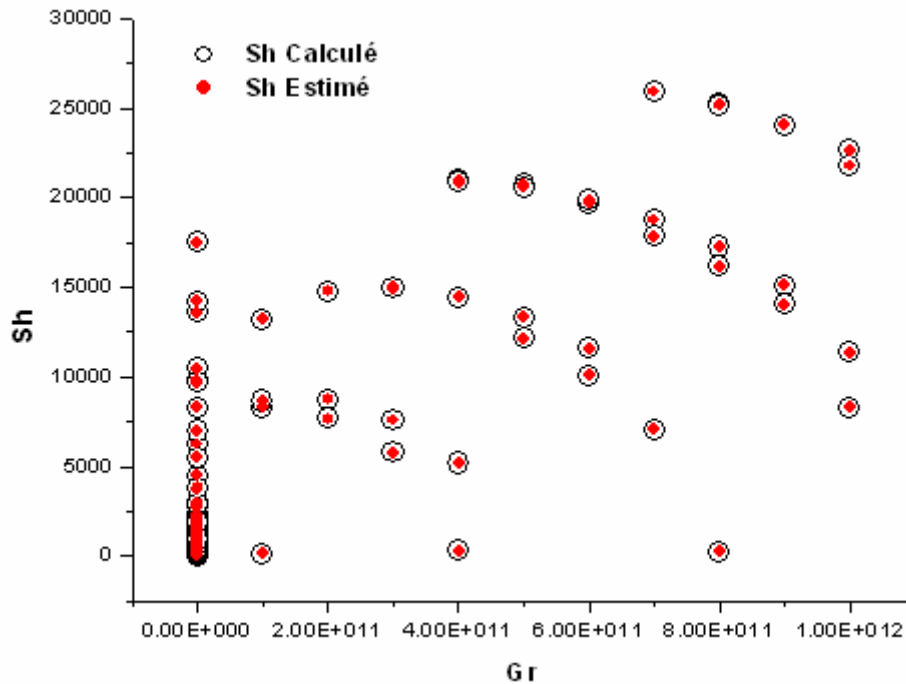
**Figure 3.11a :** "ZOOM" Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de nombre de Schmidt (Sc)



**Figure 3.12 :** représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de la porosité ( $\epsilon$ )



**Figure 3.13 :** Représente Sherwood estimé par (MN) et Calculé en fonction de facteur de forme ( $\psi$ )



**Figure 3.14 :** Représente Sherwood estimé (MN) et Calculé en fonction de nombre de Grashof (Gr)

Les figures (3.10), (3. 11), (3.12), (3.13), et (3.14), Illustrent graphiquement les résultats obtenus. Nous pouvons remarquer d’une part que les valeurs estimées par la méthode neuronale et celle obtenues par le calcul sur le même programme et les mêmes équations de corrélation précédant, nous pouvons remarquer que le modèle neuronal garde toujours ses performances

Nous remarquons que le MN donne des résultats parfaitement acceptables que ce soit dans le domaine d’apprentissage ou en dehors de celui-ci.

En conclusion, on peut dire que les modèles neuronaux, conçus pour le transfert de masse par convection, apportent des solutions concrètes et pratiques pour la détermination de leur coefficient de convection massique dans les conduites et dans les milieux poreux pour le mode de convection forcée et naturelle quelque soit le régime d’écoulement et Selon le domaine de variation des variable d’entrée ( $Re, \psi, \varepsilon, Gr, Sc$ ).

La comparaison effectuée entre les résultats obtenus par le modèle neuronal conçu pour l’estimation du coefficient de convection massique et celles obtenus par un programme informatique de calcul élaboré sur langage VB, nous confirme leur performance.

### 3.3. Exemple d'application du technique basée sur les réseaux de neurones artificiels sur un cas concret.

#### 3.3.1. Introduction

Les exemples utilisés pour l'apprentissage et pour la généralisation du réseau de neurones élaboré sont choisis à partir des expériences proposées par "Anil Kumar a et G.N.Tiwari b", [110], qui ont travaillé sur les échange des flocons d'oignon sous soleil ouvert et sous serre chaude l'expériences a été exécuté pour étudier l'effet de la masse sur le coefficient du transfert de chaleur par convection et cette études ont été entreprises pour déterminer les coefficients pour la masse différente à chaque étape de temps de séchage pour l'oignon s'écaille avec conditions suivantes:

- (a) séchage du soleil Ouvert (OSD) sous la convection naturelle.
- (b) Séchage de serre chaude (GHD) sous la convection naturelle.
- (c) Séchage de serre chaude (GHD) sous la convection forcée

Trois ensembles des expériences avec la quantité totale d'oignon en tant que 300g, 600g, et 900g ont été faits.

L'oignon a été sans interruption séché pendant 33 heures en soleil ouvert et dans le type de toit même enjambez la serre chaude avec la surface couverte 1,2 x 0,78m<sup>2</sup> les expériences ont été effectuées pendant les mois d'octobre à décembre 2003 à IIT Delhi (28°35'N72°12'E).

#### 3.3.2. Calcul numérique

##### 3.3.2.1 déterminations du coefficient de convection thermique

Le coefficient du transfert de chaleur par convection ( $h_c$ ) sous la convection naturel peut être évalué comme (Anwar et Tiwari, 2001a; Jain et Tiwari, 2004; Tiwari, 2004; Tiwari et autres 2004), [110] :

$$h_c = \frac{k}{X_0} C (Gr Pr)^n \quad (3.2a)$$

et sous la convection Forcée peut être défini comme:

$$h_c = \frac{k}{X_0} C (\text{Re Pr})^n \quad (3.2b)$$

Le taux de la chaleur utilisé pour évaporer l'humidité est donné comme (Malik et autres, 1982):

$$\dot{Q}_e = 0.016 h_c [P(T_c) - \gamma P(T_e)] \quad (3.3)$$

Sur  $h_c$  de substitution d'Eq.(3.1a),Eq.(3.3) devient

$$\dot{Q}_e = 0.016 \frac{k}{X_0} C (\text{Gr Pr})^n [P(T_c) - \gamma P(T_e)] \quad (3.4)$$

L'humidité évaporée peut être déterminée en divisant Eq. (3-4) avec la chaleur latente de vaporisation ( $\lambda$ ) et multiplication par la surface du plateau de séchage d'oignon ( $A_t$ ) et intervalle de temps ( $t$ ).

$$m_{ev} = \frac{\dot{Q}_e}{\lambda} A_t t = \frac{0.016k}{X_0 \lambda} C (\text{Gr Pr})^n [P(T_c) - \gamma P(T_e)] A_t t \quad (3.5)$$

$$\frac{0.016k}{X_0 \lambda} [P(T_c) - \gamma P(T_e)] t A_t = Z$$

Laissez qu'Eq. (3.5) devient

$$\frac{m_{ev}}{Z} = C (\text{Gr Pr})^n \quad (3.6)$$

La prise du logarithme des deux côtés Eq. (3.5) peut être écrite

$$\ln \left[ \frac{m_{ev}}{Z} \right] = \ln C + n \ln (\text{Gr Pr}) \quad (3.7a)$$

C'est la forme d'une équation linéaire,

$$y = mx + c \quad (3.7b)$$

Là où,

$$y = \ln \left[ \frac{m_{ev}}{Z} \right] \text{ et } X = \ln [\text{Gr Pr}] \quad (3.8a)$$

$$\text{Avec } m=n \text{ et } C = \ln[C] \text{ donne } C = e^c \quad (3.8b)$$

De même dans le cas du mode de convection forcée,

### **3.4. Méthodologie de calcul du coefficient de convection thermique**

#### **3.4.1. Base de données**

La base de données élaborée comporte 297 échantillons sont présentés en annexe(B) pour les différents modes de séchage et le nombre des inputs du modèle est fixé à 7 entrées ( $\tau$ ,  $Re$ ,  $\frac{T_c}{T_e}$ ,  $\frac{m_{ev}}{m}$ ,  $\gamma$ ,  $Gr$ ,  $Pr$ ), ( $\tau$  : qui représente le rapport de temps de séchage sur 48 heures), selon la procédure de sélection des inputs, illustrée par le diagramme suivant :

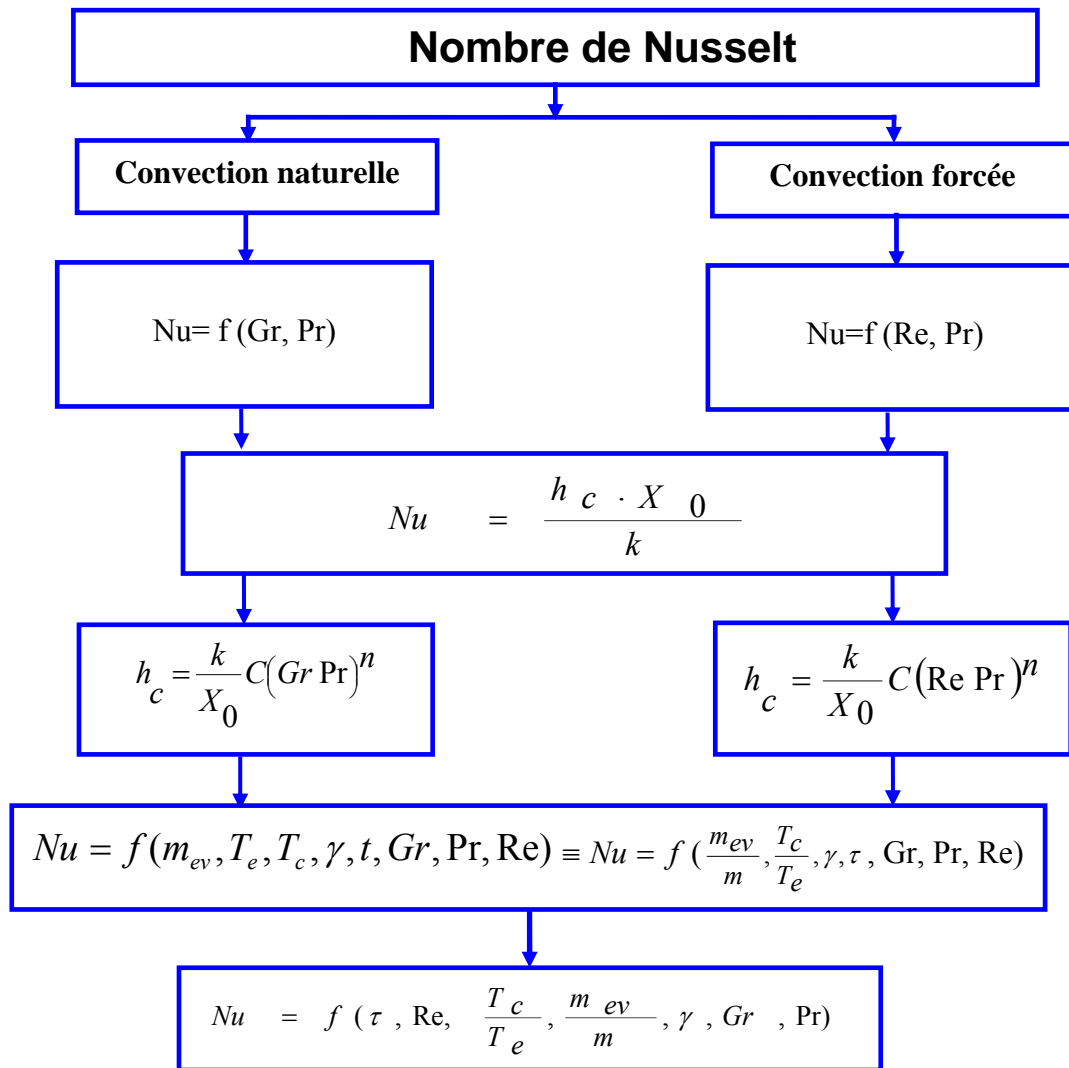


Figure 3.15: Procédure de la sélection des variables d'entrée

### 3.4.1.1. Normalisation des données

Les données sont représentés en huit lignes, correspondant respectivement aux  $(\tau, Re, \frac{T_c}{T_e}, \frac{m_{ev}}{m}, \gamma, Gr, Pr, Nu)$ . Les valeurs numériques ont été normalisées afin d'améliorer l'optimisation. La normalisation se fait par colonne (*premnmx MATLAB version : 6.5*), chaque paramètre des entrées et de sortie  $(x_i)$  est normalisé  $(x_{in})$  par l'expression suivante:

$$x_{in} = \frac{2\{x_i - \min(x_i)\}}{\{\max(x_i) - \min(x_i)\}} - 1 \quad (3-1)$$

Les constantes de normalisation relatives aux valeurs minimales et maximales (éq.3.1) des entrées et de la sortie du RN sont récapitulées dans le tableau ci-dessous.

	Entrées							Sorties
Variables	$\tau$	M	$\gamma$	$T_c/T_e$	Pr	Re	Gr	Nu
Valeurs maximales	0.6875	0.14733	0.93	1.2446	0.69	2540	9.93e+005	8.59
Valeurs minimales	0.020833	0.00011111	0.196	0.72754	0.69	0	0	3.02

**Tableau3.5** : Constantes de normalisation relative au RNS

### 3.4.2. Conception du modèle neuronal

Le tableau 3.6 et la figure 3.16 présentent les caractéristiques structurelles du réseau de neurones établi pour le du coefficient de transfert de chaleur par convection

Type du réseau	Couche d'entrée	1 <sup>ière</sup> couche cachée		1 <sup>ière</sup> couche cachée		Couche de sortie		Algorithme d'apprentissage (Nb. d'itérations) {Erreur de performance
	Nb. de neurones	Nb. de neurones	Fonction d'activation	Nb. de neurones	Fonction d'activation	Nb. de neurones	Nb. de neurones	LM (3000) { $1.96 \times 10^{-4}$ }
<i>RNS MLP</i>	7	6	Tangente hyperbolique TANSIG	26	Tangente hyperbolique TANSIG	1	Identité Purlin	

**Tableau 3.6** : Structure du réseau de neurones optimisé (RNSO).

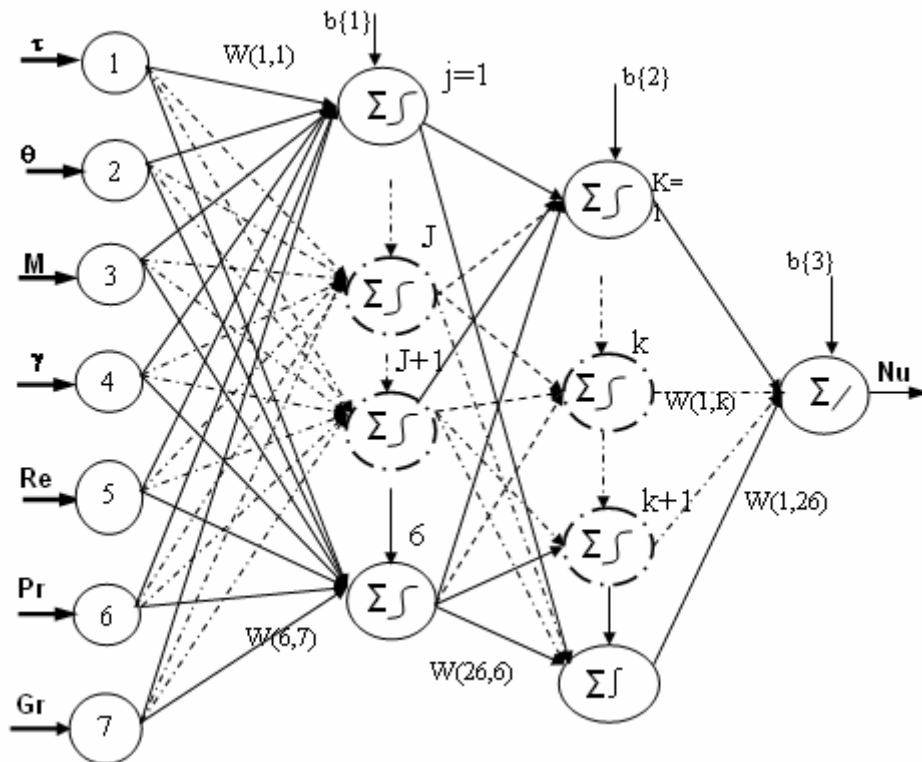


Figure 3.16 : Schéma simplifié de l'architecture du réseau neuronal utilisé dans la modélisation de Nombre du Nusselt

### 3.4.3. Paramètres du réseau

Une fois le nombre de couche cachée, le nombre de neurones cachés et le nombre de cycles d'apprentissage sont fixés (après apprentissage et généralisation), nous pouvons donc extraire les paramètres du réseau neuronal, c'est-à-dire l'ensemble de ses poids synaptiques et ses biais. Le tableau 3.7 regroupe ces paramètres pour le réseau finalisé.

Les poids et les biais entre la couche d'entrée et la 1 <sup>ère</sup> couche cachée						
Matrice des poids						Vecteur des biais
0.94657	-0.26887	-5.0627	-0.74288	0.94657	-0.26887	0.16759
1.2963	3.0905	-8.8942	3.0773	1.2963	3.0905	2.9162
-3.3786	-0.97846	0.033234	2.3367	-3.3786	-0.97846	-3.6715
0.69062	1.143	-2.9067	-0.063396	0.69062	1.143	1.6639
-1.2703	1.1302	-2.7709	1.3924	-1.2703	1.1302	2.0694
0.24049	2.0755	1.6652	-0.31327	0.24049	2.0755	-1.7509
0.19936	2.0929	-1.3759	1.9424	0.19936	2.0929	0.16759

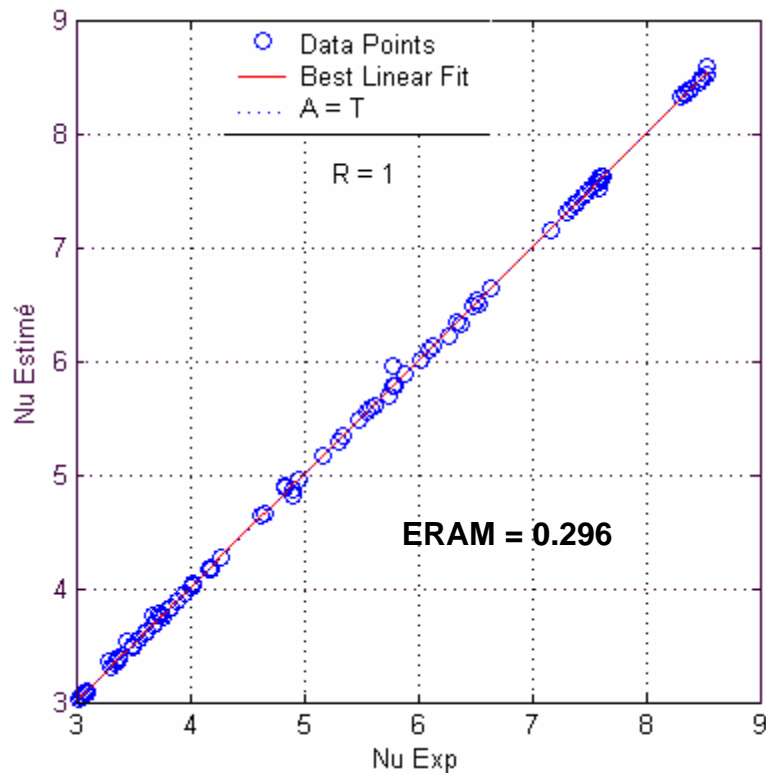
Les Poids et les biais entre la 1 <sup>ère</sup> et la 2 <sup>ème</sup> couche cachée						Les Poids et les biais entre la 2 <sup>ème</sup> et la Couche de Sortie	
Matrice des poids		Matrice des poids		Vecteur des biais		Matrice des poids	Vecteur des biais
-15.708	-8.359	-5.292	-3.382	13.003	-5.275	4.727	0.374
4.243	-4.552	2.449	2.548	0.618	-0.390	-1.294	2.932
2.463	0.204	3.065	2.475	-5.866	-57.202	-62.281	3.417
-1.815	3.323	-0.016	-2.047	-0.697	3.723	4.857	5.613
-2.518	1.544	0.628	-3.944	0.108	4.172	1.830	-4.941
-0.722	7.353	1.785	-6.121	0.014	-7.412	-4.773	-1.846
4.163	5.401	-0.036	-0.852	1.589	-0.688	-9.845	2.156
0.991	0.168	-1.885	4.917	-0.455	-6.118	-1.284	-4.719
3.123	-1.148	-0.531	-11.191	1.112	11.477	-2.174	-1.767
5.753	-0.715	0.864	-3.166	0.319	10.341	2.683	1.780
-7.656	19.274	3.990	2.345	-11.858	13.431	-3.667	-0.687
0.289	4.227	2.105	-2.122	-6.287	-3.272	1.374	1.084
-2.980	4.099	0.034	3.853	-2.026	-3.503	2.227	-1.780
-9.615	5.412	-7.398	8.604	-1.973	-3.405	0.640	-1.420
3.843	-4.489	-1.243	4.454	4.392	-3.732	0.015	-1.993
28.953	-0.337	11.437	-22.263	-15.791	12.752	13.848	-0.904
-6.270	8.228	5.994	-3.743	-5.416	-2.210	-2.246	3.357
-6.590	-2.644	1.367	-3.656	-6.928	9.358	-4.032	-0.924
5.054	-0.484	-29.141	26.256	-7.677	6.969	3.239	-1.293
18.162	1.273	-3.183	2.903	-4.335	11.000	8.080	-1.712
-12.771	3.752	14.165	-5.371	-0.070	-5.434	-5.762	-3.313
1.784	-1.053	-0.959	-7.906	3.725	4.304	-3.376	-0.850
1.894	-3.373	-2.396	1.198	1.991	-3.993	-4.111	4.479
1.707	-4.658	-1.844	8.748	1.710	9.295	12.079	1.569
-3.154	5.011	-4.715	2.976	-0.089	-2.886	4.477	2.146
13.197	-13.082	-0.403	10.302	2.533	9.289	14.282	-0.998

2.4159

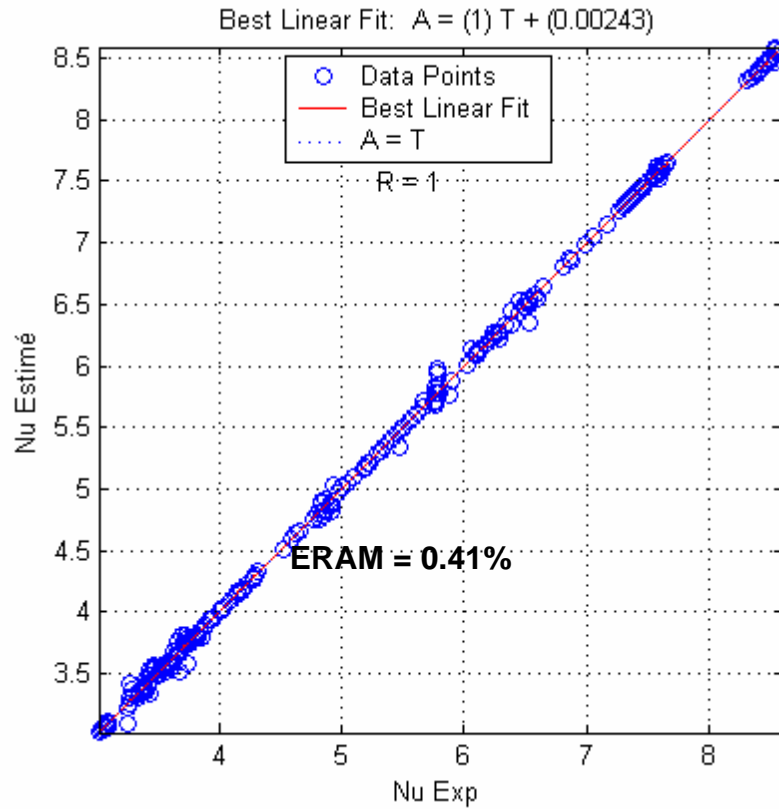
**Tableau 3.7:** Poids et biais du modèle neuronal établi

### 3.4.4. Résultats et analyses

Les figures 3.17 et 3.18 présentent respectivement les résultats obtenus lors de l'apprentissage et de test de généralisation du modèle. Les résultats sont largement satisfaisants. Et on remarque d'après les valeurs de l'erreur relative absolue moyenne (0.296%,0.41%) et le coefficient de corrélation ( $R=1$ ) de courbe de linéarisation (Nu estimé en fonction de Nu de la base de donnée (EXP)), que le modèle neuronale généralise correctement et on voit bien que le modèle neuronal reproduit avec une erreur tout à fait raisonnable, et nous remarquons que le modèle donne des résultats parfaitement acceptables que ce soit dans le domaine d'apprentissage ou en dehors de celui-ci. donc nous pouvons conclure que le modèle neuronal est parfaitement valide.



**Figure 3.17:** Résultats d'apprentissage



**Figure 3.18 :** Résultats du test de généralisation

	<b>EAM (%)</b>	<b>ERAM (%)</b>	<b>SDM (%)</b>	<b>EQRM (%)</b>
Apprentissage	1.4524	0.296	0.066449	0.0066112
Base totale	1.8706	0.40983	0.091235	0.0091081

**Tableaux 3.8 :** Comparaisons entre les différentes erreurs obtenues

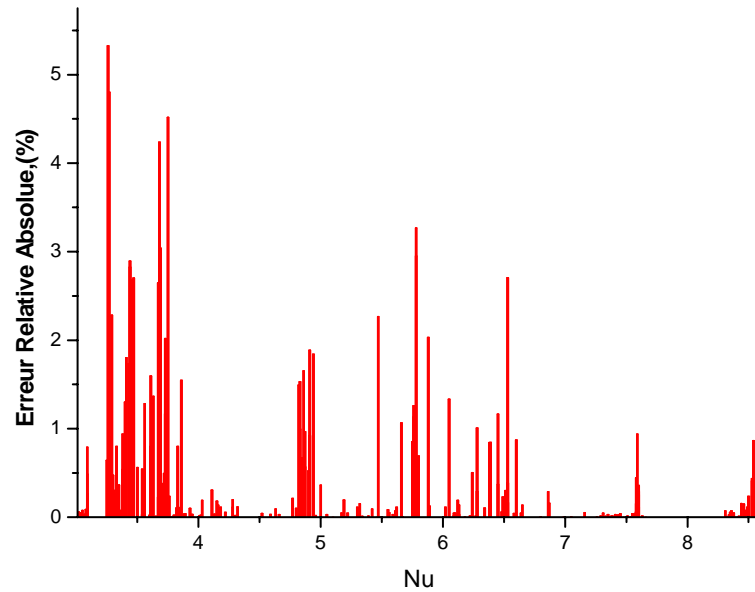
*EAM* Erreur Absolue Moyenne.

*ERAM* Erreur Relative Absolue Moyenne.

*SDM* Déviation Standard Moyenne.

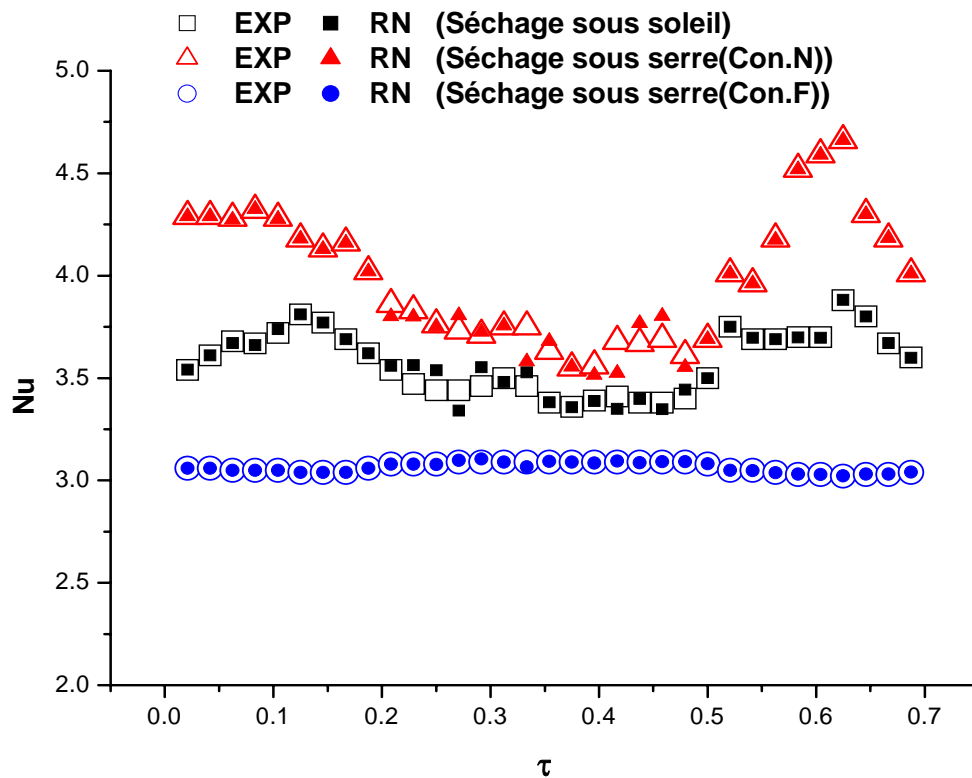
*ERQM* Erreur relative quadratique moyenne.

L'histogramme de la figure 3.19"présente l'erreur relative absolue sur (Nu) entre les valeurs données par l'expérience et les valeurs estimées par le modèle de réseau de neurone pour les différents mode de séchage.



**Figure 3.19 :** Histogramme de comparaison entre le coefficient de convection thermique en fonction de l'erreur relative absolue.

Dans le souci d'apporter plus d'affirmation quant à la performance du modèle neuronal établi, nous avons effectué une série de tests comparatif consistants à évaluer la variation du de Nombre du Nusselt en fonction du  $\tau$  de séchage d'oignon pour les différentes masse d'oignon (300g, 600g, 900g) pour les différent mode de convection. Les tableaux des résultats sont présentés en annexe (A).



**Figure 3.20:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (300g).

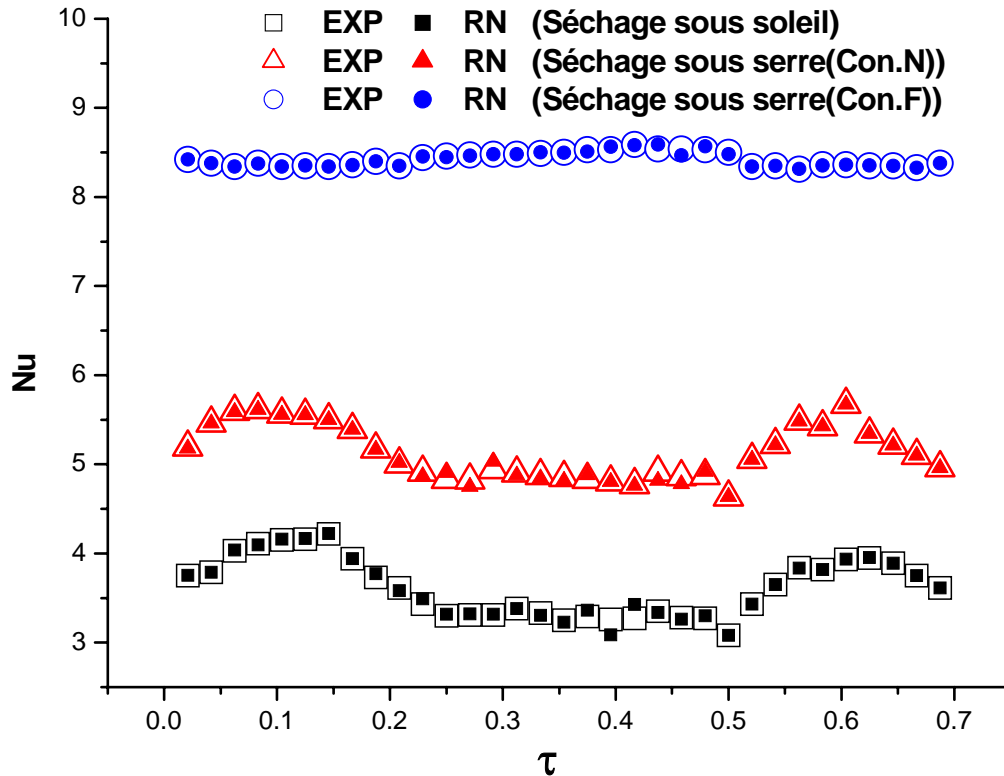


Figure 3.21: Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g).

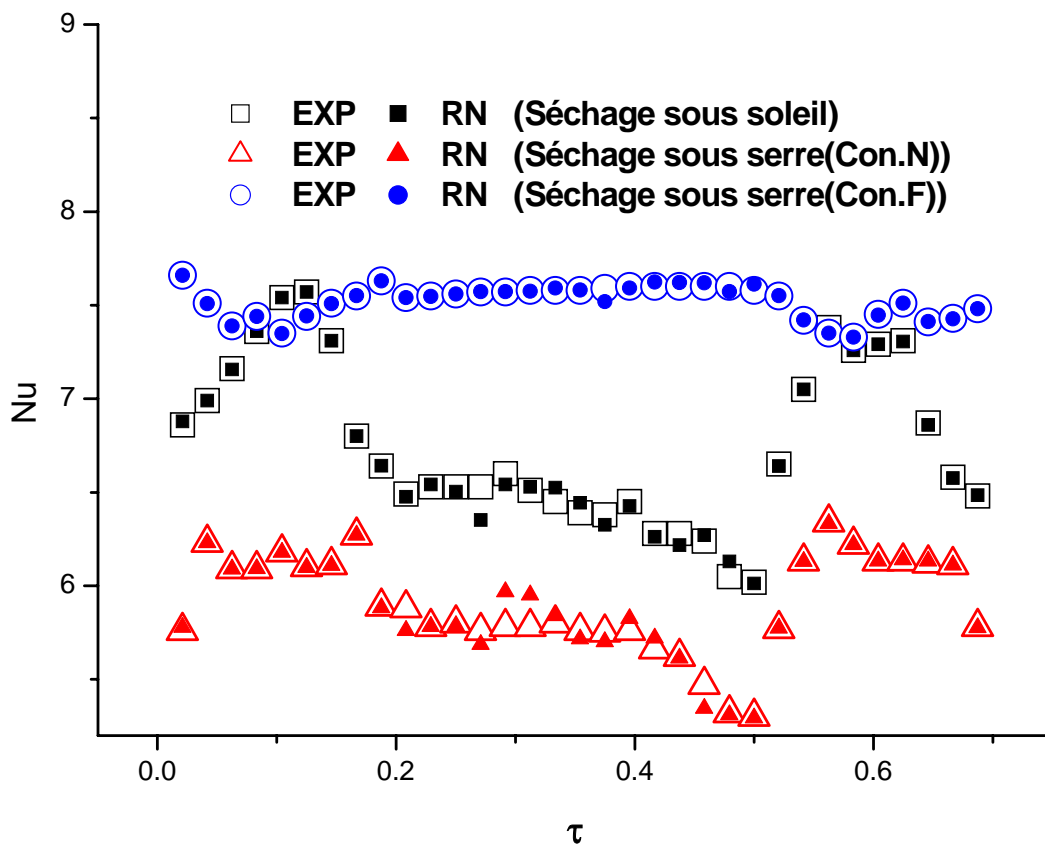
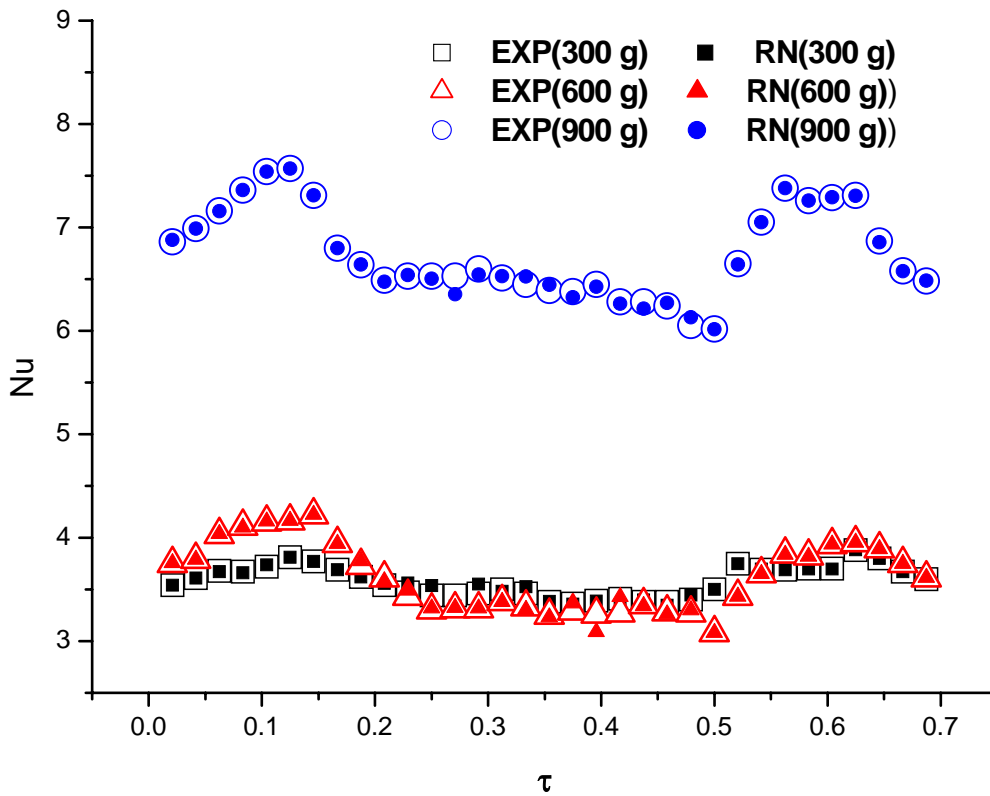
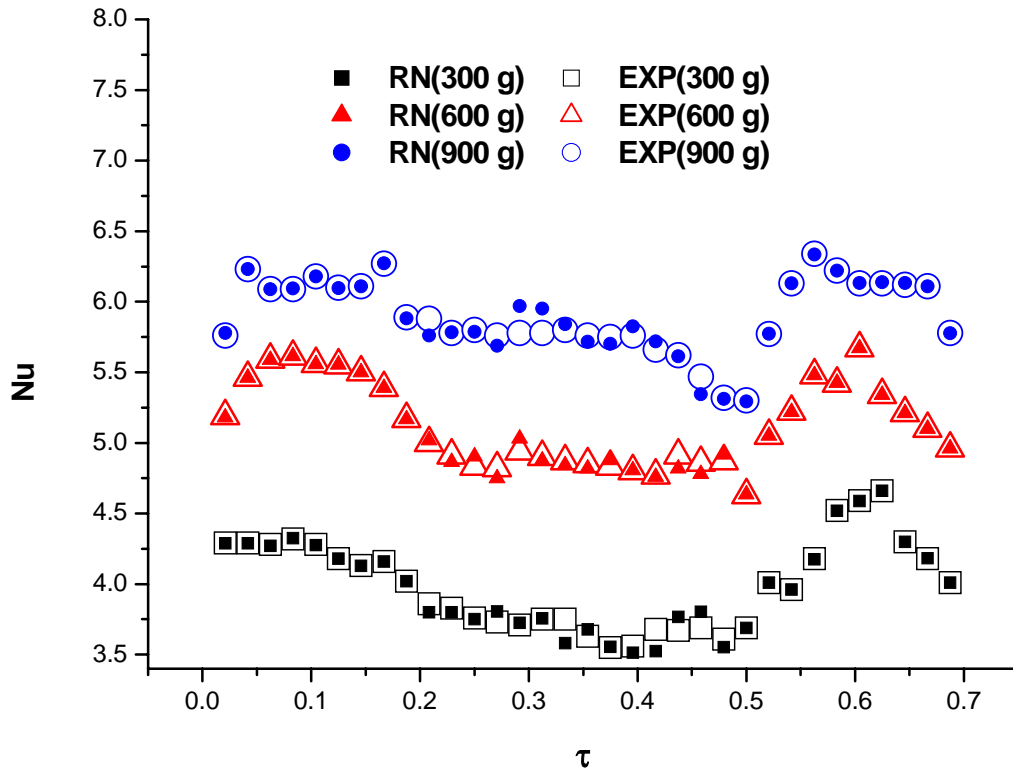


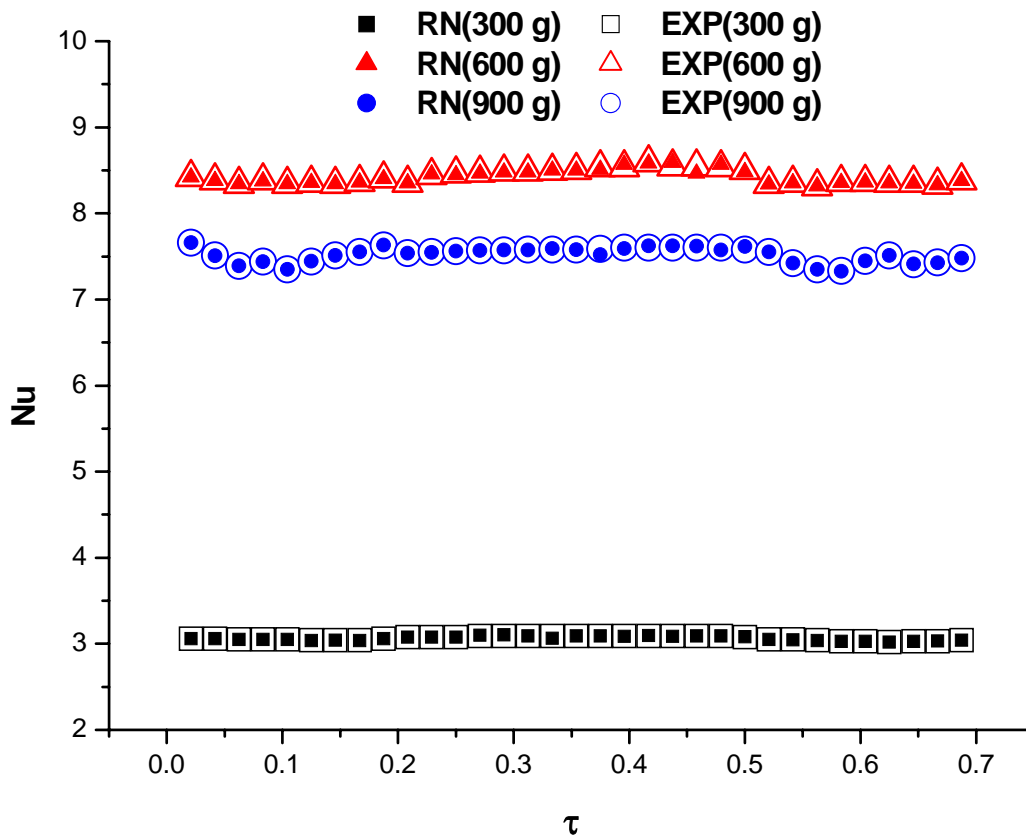
Figure 3.22 : Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900g)



**Figure 3.23a :** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g ,900g)



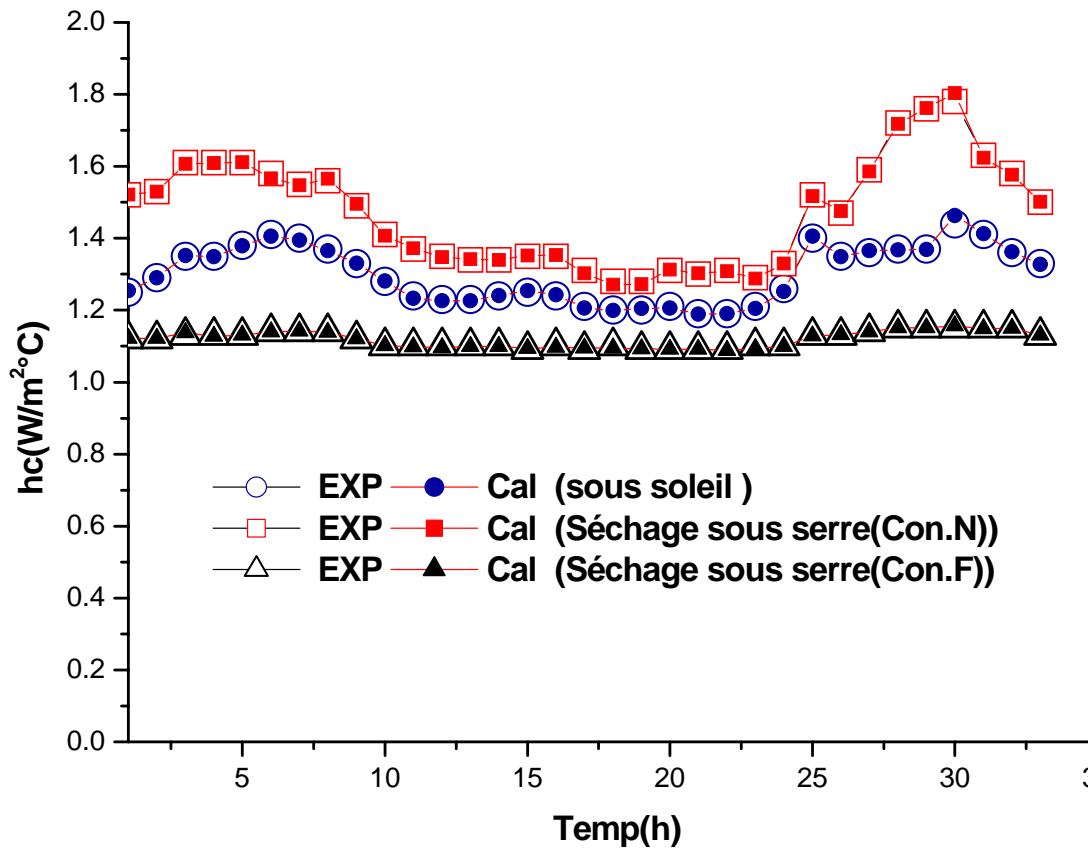
**Figure 3.23b:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)



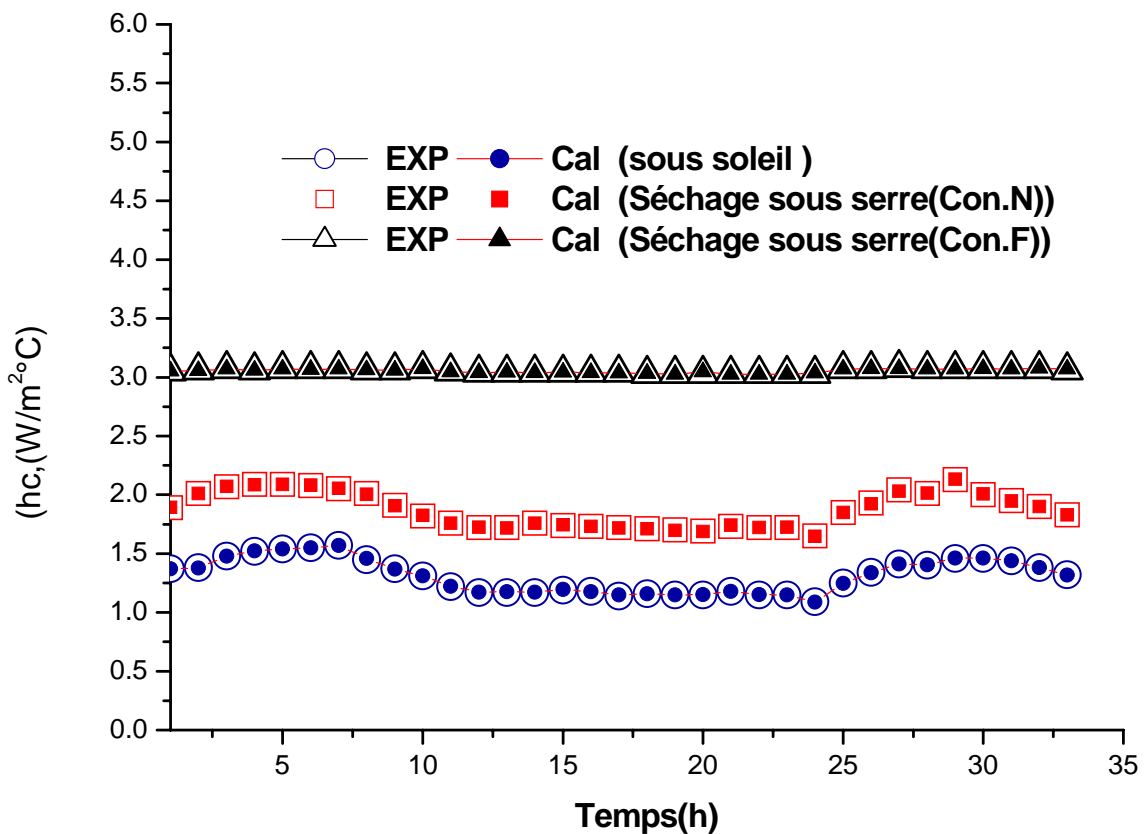
**Figure3.23c** : Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)

Les figures (3.20), (3.21), (3.22), (3.23a), (3.23b), et (3.23c) illustrent graphiquement les résultats obtenus. Nous pouvons remarquer que les valeurs de  $Nu$  estimées par la méthode neuronale sont en bonne concordance avec celles de la base de donnée (données de l'expérience). On remarque qu'après avoir été confronté à une série de tests relativement concluants, on se permet de présenter ce modèle neuronal comme outil performant et pratique pour l'estimation de Nusselt concernés par cette étude.

Comme dans le cas de Nombre de Nusselt nous présentons les résultats de coefficient du convection thermique obtenues par notre calcul de réseau de neurone et celles de la base de donnée c'est-à-dire données par le modèle de calcul sur un programme préparé sur MATLAB [110]



**Figure 3.24 :** Variation de coefficient de la convection thermique (Expérimental et Calculé) pour différents modes du séchage (600g)



**Figure 3. 25 :** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g)

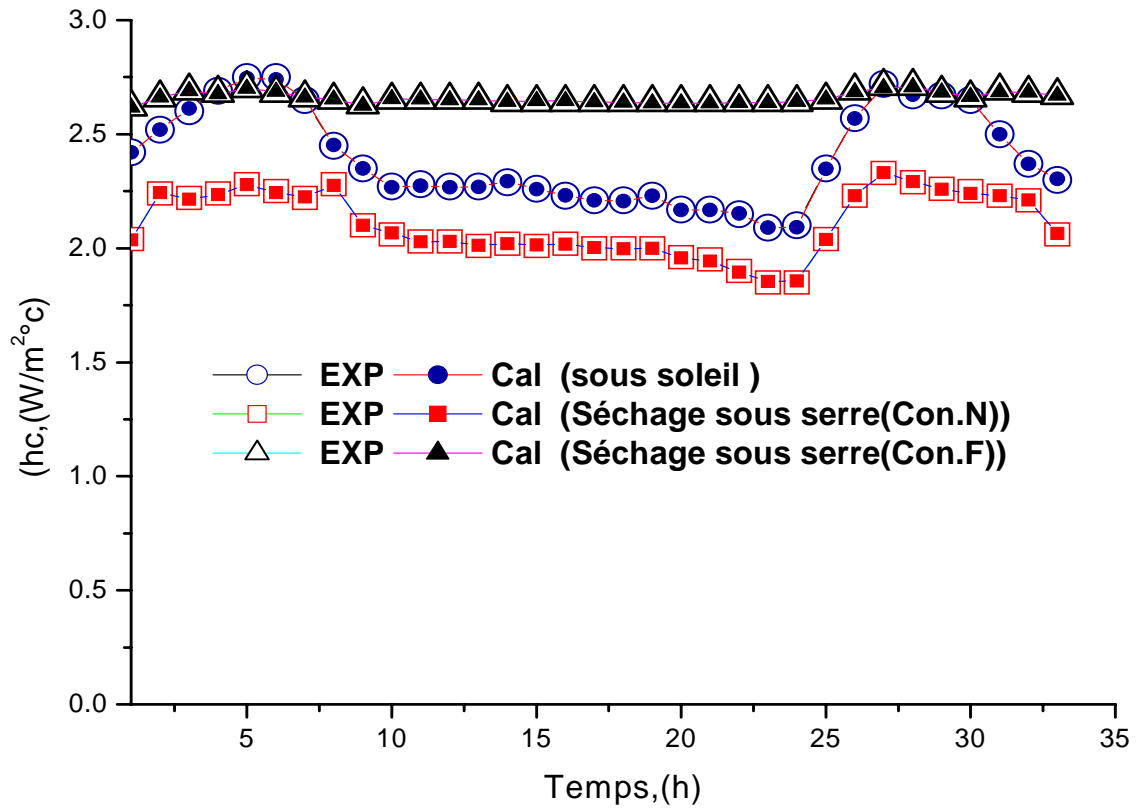


Figure 3.26 : Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900 g)

:

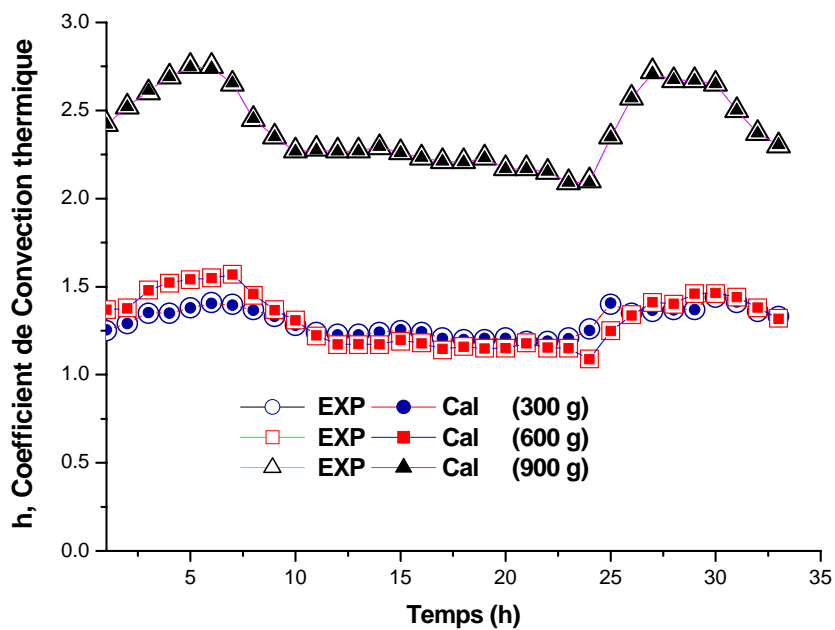
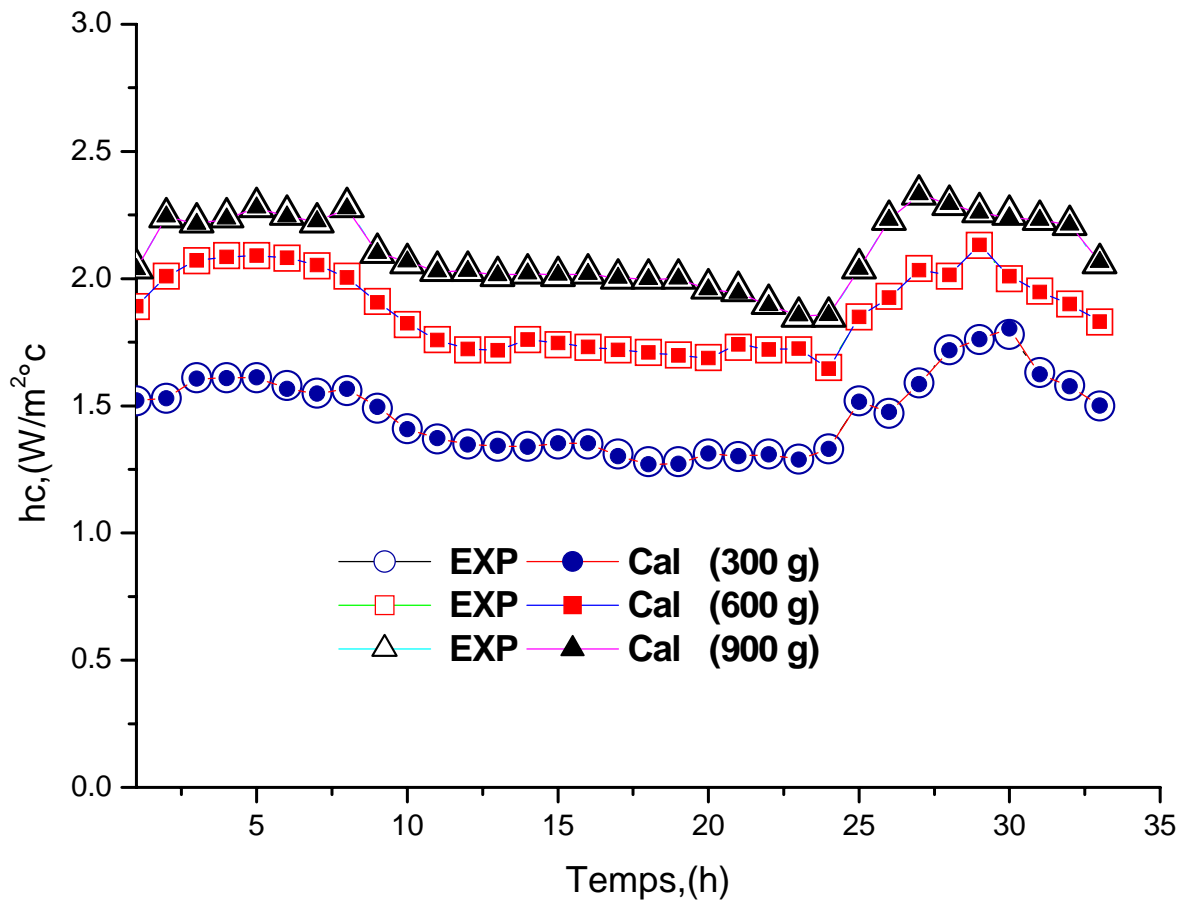
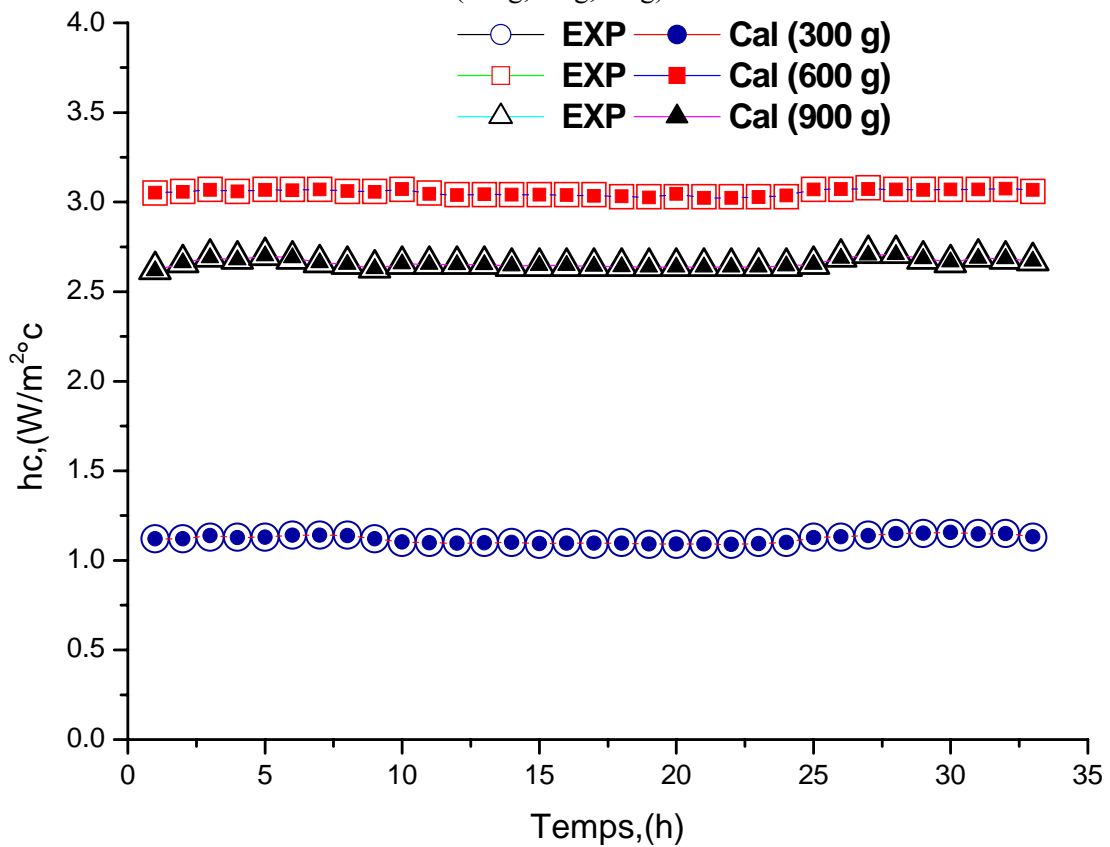


Figure 3.27a : Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g, 900g)



**Figure3.27b** : Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel sous serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)



**Figure 3.27c :** Variation de coefficient de transfert de chaleur par convection (Calculé et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé sous serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g).

Les figures (3.24), (3.25), (3.26), (3.27a), (3.27b), et (3.27c) illustrent graphiquement les résultats obtenus. Les tableaux des résultats sont présentés en annexe (A). On remarque que les résultats obtenus sont en parfaite concordance avec celle donnée par la base de donnée. D'après ces résultats obtenus on peut dire, que cette méthode est parfaitement adaptée au calcul de coefficient de transfert de chaleur par convection.

En conclusion, on peut dire que le modèle neuronal, conçue pour l'opération de séchage de l'oignon, apport de solution concrète et pratique pour le calcul de coefficient de convection thermique avec une erreur admissible selon le domaine de variation des variables

$(\tau, Re, \frac{T_c}{T_e}, \frac{m_{ev}}{m}, \gamma, Gr, Pr)$  .et que ce soit le mode de convection pour le séchage.

### 3.5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit la méthode des réseaux de neurones dans l'estimation et la prédiction de coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux et à titre d'exemple le calcul du coefficient de convection thermique lors d'opération de séchage.

Les tests effectués, en phase d'interpolation et extrapolation, sur les modèles neuronaux conçus pour l'estimation de coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux ont permis de mettre en évidence une très bonne concordance entre leurs résultats et ceux fournis par calcul. De même pour le calcul du coefficient de convection thermique Les erreurs commises dans les deux modèles restent très acceptables. Les études comparatives effectuées entre les résultats obtenus par les réseaux de neurones et les travaux antérieurs issus de la littérature ont également témoigné de leurs efficacités et de leurs performances.

Suite à ces résultats, nous pouvons présenter ces modèles neuronaux comme des outils fiables et performants pour le calcul de coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux, Selon la variation de facteur de forme et pour des intervalles de  $(Re, SC, Gr, \varepsilon)$  assez large.

# ***Conclusion et Perspectives***

## CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Les réseaux de neurones formels ou artificiels envahissent tous les domaines de notre vie, non seulement en matière de modélisation statique mais aussi en modélisation dynamique des processus évolutifs dans le temps, la reconnaissance de forme, le contrôle non destructif, le filtrage d'information textuelle, la bio-ingénierie, la formulation de matériaux nouveaux, la modélisation des procédés industriels, contrôle de l'environnement, l'interprétation des spectres, la classification des images (satellites), etc. Tous les cursus relatifs au traitement de l'information dans les universités ou grandes écoles consacrent une place de plus en plus importante à ces techniques. La pénétration de celles-ci dans l'industrie des pays développés comme les Etats-Unis, la Grande Bretagne, La France et les pays du nord en général, ne cesse d'augmenter.

Ces techniques neuronales se sont donc imposées par leurs simplicités relatives et leurs efficacités irréfutables. Choses que, nous avons perçues et vérifiées de près à travers ce mémoire. En effet le l'estimation de coefficient de convection massique dans les conduites et dans les milieux poreux, et le calcul du coefficient de convection thermique pour l'opération de séchage .que nous avons effectué par une technique basée sur les réseaux de neurones multicouches, a amplement montrée ses performances. Les différents tests effectués sur les modèles neuronaux conçus ont permis de mettre en évidence une très bonne concordance des résultats obtenus à ceux fournis par les exemples expérimentaux et les exemples théoriques. Les erreurs relatives commises sont très acceptables.

A la lumière de ces résultats tout à fait remarquables, nous pouvons dire que ces modèles neuronaux sont des outils parfaitement fiables et performants, pour le calcul de coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux. Il faut rappeler que cette étude concerne uniquement les domaines figurant dans la base de donnée.

Les entrées choisies pour les modèles neuronaux qui sont usuelles et disponibles dans la bibliographie, les rendent encore plus souples et plus pratiques dans leur utilisation et par voie de conséquence plus compétitifs.

Cette modélisation de coefficient de transfert massique trouve son champ d'application dans plusieurs domaines, notamment dans le milieu industriel, où parmi les nombreux problèmes de génie des procédés que rencontrent l'ingénieur et le pharmacien travaillant dans

les industrie chimique, pétrolières, pharmaceutiques, cosmétiques et agroalimentaires, l'écoulement d'un ou plusieurs fluides à travers un milieu poreux fixe ou mobile tient une place prépondérante. Il suffit de citer les principaux procédés unitaires du génie des procédés

(Séchage, fluidisation, sédimentation, cristallisation, distillation, échange d'ions, extraction liquide-liquide...) pour voir le nombre pléthorique de canalisations, de colonnes, de cuves et de réacteurs au sein desquels le ou les procédés sont réalisés.

De même, pour les industries de la santé, la formulation nécessite la conception, le développement, la production et l'écoulement de matériaux poreux ou non poreux.

En perspective, tout en estimant avoir atteint notre objectif tracé pour cette étude, il serait intéressant de mener d'autres études sur la convection massiques notamment en ce qui concerne :

Le développement d'un réseau de neurones généralisé qui permet l'estimation de coefficient de convection massique dans les milieux poreux ou bien lit fixe de n'importe quelle forme de particule et à différents régimes d'écoulements.

Toujours dans cette perspective, il serait souhaitable d'essayer de concevoir un seul modèle neuronal, à deux sorties, capable d'estimer à la fois le coefficient de transfert de masse et la vitesse limitante dans les milieux poreux et dans les trois cas de sédimentation, filtration et fluidisation. C'est un défi ambitieux et tout à fait envisageable, mais qui demande beaucoup de labeur et surtout énormément de données.

***Références  
Bibliographiques***

**References bibliographiques:**

- [1] W.S. McCulloch et W. Pitts, A logical Calculus for the Ideas Immanent in Nervous Activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, (1943), 115-133.
- [2] F. Rosenblatt, *Principles of Neurodynamics*, Spartan Books, New York, (1962).
- [3] J.J. Hopfield, Neural Networks and Physical Systems with Emergent, Collective Computational Abilities, *Proc. Natl. Acad. Sci.*, 79, (1982), 2554-2558.
- [4] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton et R.J. Williams, Learning Internal Representations by Error Propagation, In D.E. Rumelhart and J. McClelland, Editors, *Parallel Distributed Processing*. MIT Press, Cambridge, (1986).
- [5] D. Hassani, Méthodes des Réseaux de Neurones pour le Calcul de la Dispersion Axiale dans les Lits Fixes, Mémoire de Thèse de Magister, Centre Universitaire de Médéa, (2002-2003).
- [6] G. Dreyfus et al., *Réseaux de Neurones Méthodologie et Applications*, Editions Eyrolles, Paris, (2002).
- [7] A. Duprat, T. Huynh, G. Dreyfus, Towards a Principled Methodology for Neural Network Design and Performance Evaluation in QSAR ; Application to the Prediction of LogP, *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 38, (1998), 586-594.
- [8] E. Davalo et P. Naïm, *Des Réseaux de Neurones*, Eyrolles, 2ème Edition, Mars, (1993).
- [9] T. Kohonen, *Self Organization and Associative Memory*, Springer-Verlag, New York, (1984).
- [10] B. DasGupta, G. Schnitger, The Power of Approximating: a Comparison of Activation Functions, In S. J. Hanson, J.D. Cowan, and C.L. Giles editors, *Advances in Neural Networks Information Processing Systems*, 5, (1993), 615-622.
- [11] H.N. Mhaskar C.A. Micchelli, How to Choose an Activation Function, In J.D. Cowan, G. Tesauro and J. Alspector, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 6, (1994), 319-326.
- [12] M.R.J. Fombellida, M.J.M. Minsoul et J.L.O. Destine, Perceptrons Multi-Couches et Fonctions d'Activation Non-Monotones, In *Proc. Neuronimes'90*, EC2 & Cie, Nîmes, (1990).
- [13] K. Hornik, Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks, *Neural Network*, 4, p. 251-257, 1991.

- [14] M. Powel, Radial Basis Function for Multivariable Interpolation, In IMA Conference on Algorithms for the Approximation of Functions and Data, RCMS Shrivenham, (1985), 143-167.
- [15] D. Broomhead et D. Lowe, Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks, Complex Systems, (1988), 322-355.
- [16] R. Zemouri, D. Racoceanu, et N. Zerhouni, Application des Réseaux de Neurones Récurrents (RBF) à la Détection Dynamique de Dégradations, Les Journées de travail du GRP GRENOBLE, 21 - 22 mars (2002), LAG – ENSIEG.
- [17] M.R. Berthold et J. Diamond, Boosting the Performance of RBF Networks with Dynamic Decay Adjustment, Forschungszentrum Informatik, Uni Karlsruhe, and Intel Corporation, (1995).
- [18] L. Buniet, Traitement Automatique de la Parole en Milieu Bruité : Etude de Modèles Connexionnistes Statiques et Dynamiques", Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré Nancy 1, (1997).
- [19] L. Bottou, Une Approche Théorique de l'Apprentissage Connexionniste; Applications à la Reconnaissance de la Parole", Thèse de Doctorat de l'Université de Paris Sud, Centre d'Orsay, (1991).
- [20] D. Hebb, The Organization of Behavior, Wiley, New York, (1949).
- [21] G.E. Hinton, T.J. Sejnowski et D.H. Ackley, Boltzmann Machines : Constraint Satisfaction Networks that Learn, Rapport Technique TR-CMU-CS-84-199, Université Carnegie Mellon, Pittsburgh USA, (1984).
- [22] H. Abdi, Les réseaux de Neurones. Sciences et Technologies de la Connaissance, PUG, (1994).
- [23] G. Hinton, Connectionist Learning Procedures, Artificial Intelligence, (1989).
- [24] C. Touzet, Les Réseaux de Neurones Artificiels : Introduction au Connexionnisme, (1992).
- [25] B. Widrow et M.E.Hoff, Adaptive Switching Circuits, IRE WESCON, New York, (1960), 96-104.
- [26] J.A. Freeman et D.M. Skapura, Neural Networks Algorithms, Applications and Programming Techniques, Addison-Wesley Publishing Company, New York, (1992).
- [27] F. Elie, Conception et Réalisation d'un Système Utilisant des Réseaux de Neurones pour l'Identification et la Caractérisation, à Bord de Satellites, de Signaux Transitoires de type Sifflement", Thèse de Doctorat, Université d'Orléans, (1997).

- [28] Y. Lee, S. Hoon Oh et Myung Won Kim, The Effect of Initial Weights on Premature Saturation in Back-Propagation Learning, International Joint Conference on Neural Networks, 1, (1991),765-770,
- [29] G. Burel, Réseaux de Neurones en Traitement d'Image : des Modèles Théoriques aux Pratiques Industrielles, Thèse de doctorat de l'Université de Bretagne Occidentale, (1991).
- [30] B. Hassibi et D.G. Stork, Second order Derivatives for Network Pruning : Optimal Brain Surgeon, In S. J. Hanson, J. D. Cawnan and C.L. Giles editors, Advances in Neural Information Processing Systems 5, (1993), 164-171.
- [31] A. Tsutsumi, Wie Chen, Neural Network for Prediction of the Dynamic Heat-Transfer Rate in Bubble Columns, Ind. Eng. Chem. Res, 40, (2001), 5358-5361.
- [32] R.L. Watrous, Learning Algorithms for Connectionist Networks: Applied Gradient Methods for Nonlinear Optimization, In Proceedings of the 1st International Conference on Neural Networks, San Diego, IEEE, Press, New York, 2, (1987), 619-627.
- [33] K. Levenberg, A Method for the Solution of Certain Non-linear Problems in Least Squares, Quartely Journal of Applied Mathematics II, (1944), 164-168.
- [34] D.W. Marquardt, an Algorithm for Least-Squares Estimation of Non-linear Parameters, Journal of the Society of Industrial and Applied Mathematics 11, (1963), 431-441.
- [35] S. Thiria, Y. Lechevallier, O. Gascuel et S .Canu, Statistiques et Méthodes Neuronales, Dunod, Paris, (1997).
- [36] S. Boucheron, Théorie de l'Apprentissage, Hermès, Paris, (1992).
- [37] R. Tibshirani, A Comparison of Some Error Estimates for Neural Network Models", Neural Computation, 8, (1996), 152-163.
- [38] Darcy H.P.C., "Les Fontaines Publiques De La Ville De Dijon". V. Dalmont, Paris (1956).
- [40] Scheidegger A.E., "The Physics Of Trough Porous Media". University Of Toronto (1960).
- [41] Macdonald I. F., El Sayed M.S., Mow K., And Dullien F.A.L., Ind. Eng. Chem. Fundamentals, 6, 393, (1979).
- [42] Dullien F. A. L., "Porous Media: Fluid Transport And Pore Structure", Academic Press New York (1979).
- [43] Reynolds O., "Papers On Mechanical And Physical Subjects" , Cambridge University Press (1900).

- [44] Forcheimer P.H., Z. Ver. Deutch. Ing., 45, 1781 (1901).
- [45] Rumpf H. And Gupte A. R., Chem. Ing. Tech. 43, 367 (1971).
- [46] Kozeny J. S. B. Akad. Wiss. Wien Abt. Iia, 136, 271 (1927).
- [47] Carman P. C., Trans. Inst. Chem. Eng., 15, 150 (1937).
- [48] D. Defives et A. Rojey Transfert De Matière Efficacité Des Opérations De Séparation Du Génie Chimique (1976)
- [49] Hoelscher H.E., A. I. Ch. J., 4, 300 (1958).
- [50] Carberry J. J., A. I. Ch. E. J., 6, 460 (1960).
- [51] Kusik C. L. And Happel J., Ind. Eng. Chem. Fund., 1, 163 (1962).
- [52] Pfeffer R. P. And Happel J., A. I. Ch. E. J., 10, 605 (1964).
- [53] Le Clair B. P. And Hamielec A. E., Ind. Eng. Chem. Fund., 7, 542 (1968).
- [54] Le Clair B. P. And Hamielec A. E., Ind. Eng. Chem. Fund., 6, 542 (1970).
- [55] Le Clair B. P. And Hamielec A. E., Can. J. Chem. Eng., 49, 713 (1971).
- [56] El Kaissy M. M. And Homsy G. M., Ind. Eng. Chem. Fund., 12, 82 (1973).
- [57] Kawase Y. And Ulbrecht J. J., Ind. Eng. Chem. Fund., 24, 115 (1985).
- [58] Banerjee S., Chem. Eng. Sci., 26, 989 (1971).
- [59] Nishimura Y. And Ishit T., Chem. Eng. Sci., 35, 1206 (1980).
- [60] Upadhyay S. And Tripathi G., J. Chem. Eng. Data, 20, 20 (1975).
- [61] Evans G. C. And Gerald C. A., Chem. Eng. Proc., 49, 135 (1953).
- [62] Dryden C. E., Strang D. A. And Withrow A. E., Chem. Eng. Prog., 49, 191 (1953).
- [63] Williamson J. E. Bazaire K. E. And Geankoplis C. J., Ind. Eng. Chem. Fund., 2, 126 (1963).
- [64] Wilson E. J. And Geankoplis C. J., Ind. Eng. Chem. Fund., 5, 9 (1963).
- [65] Kumar S., Upadhyay S. N. And Mathur V. K., Ind. Eng. Chem. Proc. Des. Dev., 16, 1 (1977).
- [66] Venkateswaran S. D. And Laddha G. S., Indian. Chem. Eng., 8, 33 (1966).
- [67] Mac Kune L. K. And Wilhelm R. H., Ind. Chem., 41, 1124 (1949).
- [68] Gaffney B. J. And Drew T. B., Ind. Eng. Chem., 42, 1120 (1950).
- [69] Dunn W. E., Bonilla C. F., Ferstenberg C. And Gross B., A. I. Ch. E. J., 2, 184 (1956).
- [70] Dawson D. A. And Trass O., Int. J. Heat Mass Transfer, 15, 1317 (1972).
- [71] Coeuret F. Et Storck A., "Elements De Genie Electrochimique", Technique et Documentation (Lavoisier), Paris (1984).
- [72] Jolls K. A. And Hanratty T. J., A. I. Ch. E. J., 15, 199 (1969).
- [73] Karabelas A. J., Wegner T. H. And Hanratty T. J., Chem. Eng. Sci., 26, 1581

- (1971) .
- [74] Coeurt F . *Electochim . Acta*, 21 , 185 (1976) .
- [75] Appel P.W. And Newman J . , *A.I.Ch.E. J.*,22, 979 (1976)
- [76] Gaunand A . Et Coeuret F . , *Electochim . Acta* , 23 , 1197 (1978) .
- [77] Alkire R . , Gracon B . , Grueter T . , Marek J . And Blackburn P . , *J . Electrochem . Soc .* , 127 , 1085 (1980) .
- [78] Fedkiw P . S . And Newman J . , *Int . J . Heat Mass Transfer* , 25 , 935 (1982) .
- [79] Enriquez Granados M . A . , Hutin D . Et Storck A . , *Electochim . Acta*, 27, 303 (1982) .
- [80] Delaunay G . Stork A . , Laurent A . Et Charpentier J . C . I . E . C . *Proc. Des . Dev .* , 19 , 514 (1980) .
- [81] Wang Y . Y . , Tseng C . H . , Wan G . C . And Mao K . W . , *Chem . Eng . Sci.*, 37, 939 (1982) .
- [82] Olive H . Et Lacoste G . , *Electrochim . Acta .* , 24 , 1109 (1979).
- [83] Coeurt F . , These D'état , I . N . P . L . , Nancy (1974) .
- [84] Hobson M . And Thodos G . , *Chem . Eng . Prog .* , 45 , 517 (1949) .
- [85] Selke W . A . , Bard Y . , Pasternak A . D . And Adita S . K . , *A . I . Ch . E . J .* , 2 , 468 (1956) .
- [86] Miyauchi T . , Matsumoto K . And Yoshika K . , *J. Chem. Eng. Japan*, 8, 228 (1975) .
- [87] Sioda R . E . , *J . Appl, J . Electrochem .* ,5 , 221 (1975) .
- [88] D. A. Nield Et A. Be.Tan.« Convection In Porous Media ». Springer-Verlag, 1992.
- [89] James R.Welty, Charles E. Wicks, Robert E. Wilson , *Fundamentals Of Momentum, Heat, And Mass Transfer*, Corvallis, Oregon (1983)
- [90] *Fluide En Ecoulement, Méthodes Et Modèles* J.Padet, Masson, 1991 Et : *Echangeurs Thermiques*. J.Padet , Masson , 1994
- [91] Gosse J – *Guide Technique De Thermique*. Dunod , 1981.
- [91] Lebouche M . – *Transfert De Matière En Régime De Couche Limite Bidimensionnelle Et A Grand Nombre De Schmidt* C.R Acad. . Sciences Paris , T. 270, Pp1757 -1760, 1970 .
- [92] Lebouche M . Martin M . - *Convection Forcée Autour D'un Cylindre ; Sensibilité Aux Pulsations De L'écoulement Externe . Int . J . Of Heat And Mass Transfer* , Vol . 18, Pp .1161-1175, 1975.
- [93] N. Frössling, *Physicochemical Hydrodynamics*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.1962.

- [94] S.Evnochides And G. Thodos, A.I.Ch.E.J., 6,178 (1959).
- [95] R. L. Steinberger And R. E. Treybal, A. I. Ch.E.J.,6, 227 (1960)
- [96] T.K. Sherwood, R. L. Pigford, and C. R. Wilke, Mass Transfer, McGraw-Hill Book Company, New York, 1975.
- [97] E.J And C.J. Geankoplis, Ind. Eng. Chem.Fund.,Fund.,5,9 (1966)
- [98] A. S Gupta and G.Thodods, A.I.Ch.E.J., 9,751 (1963).
- [99] A S Gupta And G.Thodods,Ind.Eng.Chem.Fund.,3,218 (1964).  
Hoelscher H . E . , A . I . Ch . J . , 4 , 300 (1958)
- [100] Hines And Maddox, Mass Transfer: Fundamentals And Applications, Prentice Hall, (1985).
- [101] Wilson, E.J.,And C.J.Geankoplis:Ind. Eng. Chem. Fundam.,5,9(1966).
- [102] Skelland , Diffusional Mass Transfer, Wiley (1974).
- [103] Wilson And Geankoplis, Ind. Eng. Chem. Fundam.,5,9(1966).
- [104] Yoshida , Ramaswami, And Hougen, Aiche J.,8,5(1962).
- [105] Steinberger, R.L.,And R.E. Treybal: Aiche J.,6,227(1960).
- [106] Linton, W.H., And T.K. Sherwood: Chem.Eng.Prog.,46,258(1950).
- [107] Sherwood, T.K., And E.R. Gilliland: Ind.Eng.Chem.,26,516(1934).
- [108] Notter, R.H.,And C.A. Sleicher: Chem.Eng.Sci.,26,161(1971).
- [109] Dwivedi and Upadhyay, Ind.Eng.Chem.Process Des.Develop, 16, 1657(1977).
- [110] Kumar, A., Tiwari, G.N., A.I J of Food Engineering, 19-33, (2006)
- [111] F.Kreith, Principles of Heat Transfer International Textbook Company Scranton, Pennsylvania (U.S.A.), 586, (1972)

# ***Annexes***

***Données et  
résultats du modèle  
neuronal***

## ANNEXE (A)

**Annexe (A1):** Données et Résultats du modèle neuronal pour le nombre du Nusselt.

Sous. soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
EXP	RN	EXP	RN	EXP	RN	
3.5411	3.54	4.2897	4.29	3.0597	3.06	0.02083
3.6101	3.61	4.2896	4.29	3.0592	3.06	0.04167
3.6702	3.68	4.2716	4.28	3.0501	3.05	0.0625
3.6617	3.67	4.3251	4.32	3.05	3.05	0.08333
3.7384	3.72	4.2751	4.28	3.0499	3.05	0.10417
3.8102	3.81	4.1798	4.18	3.0398	3.04	0.125
3.7697	3.77	4.1286	4.13	3.0401	3.04	0.14583
3.6899	3.69	4.1601	4.16	3.0398	3.04	0.16667
3.6209	3.62	4.0191	4.02	3.0591	3.06	0.1875
3.5592	3.54	3.8002	3.86	3.0794	3.08	0.20833
3.5638	3.47	3.7993	3.83	3.0795	3.08	0.22917
3.5372	3.44	3.7511	3.76	3.0773	3.08	0.25
3.3404	3.44	3.8053	3.73	3.0983	3.09	0.27083
3.5527	3.46	3.7242	3.71	3.1051	3.09	0.29167
3.4803	3.5	3.7556	3.75	3.0899	3.09	0.3125
3.5273	3.46	3.5805	3.75	3.0655	3.09	0.33333
3.382	3.38	3.6796	3.63	3.0937	3.09	0.35417
3.3574	3.36	3.5549	3.55	3.0898	3.09	0.375
3.3884	3.39	3.5144	3.56	3.0854	3.09	0.39583
3.3486	3.41	3.5241	3.68	3.0949	3.09	0.41667
3.3982	3.38	3.7672	3.67	3.0858	3.09	0.4375
3.3482	3.38	3.8021	3.69	3.0914	3.09	0.45833
3.4442	3.4	3.5524	3.61	3.0907	3.09	0.47917
3.4995	3.5	3.6893	3.69	3.0813	3.08	0.5
3.7495	3.75	4.0092	4.01	3.0499	3.05	0.52083
3.6955	3.69	3.9599	3.96	3.0477	3.05	0.54167
3.6892	3.69	4.1752	4.18	3.0384	3.04	0.5625
3.6984	3.7	4.518	4.52	3.0301	3.03	0.58333
3.6965	3.7	4.5886	4.59	3.0297	3.03	0.60417
3.8814	3.88	4.6613	4.66	3.0218	3.02	0.625
3.8008	3.8	4.2991	4.3	3.0304	3.03	0.64583
3.6707	3.67	4.1836	4.18	3.0313	3.03	0.66667
3.5992	3.6	4.0102	4.01	3.0405	3.04	0.6875

**Tableau A1.1 :** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (300g)

S. soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
EXP	RN	EXP	RN	EXP	RN	
3.7538	3.75	5.1799	5.19	8.4209	8.42	0.02083
3.7899	3.79	5.46	5.46	8.3806	8.38	0.04167
4.0377	4.03	5.5884	5.59	8.342	8.34	0.0625
4.0974	4.11	5.614	5.61	8.376	8.38	0.08333
4.1575	4.15	5.5571	5.56	8.3404	8.34	0.10417
4.1656	4.16	5.5547	5.55	8.3545	8.35	0.125
4.2222	4.22	5.5002	5.5	8.3403	8.34	0.14583
3.9413	3.94	5.3893	5.39	8.3589	8.36	0.16667
3.7736	3.73	5.1675	5.17	8.4001	8.4	0.1875
3.5811	3.61	5.018	5	8.3499	8.35	0.20833
3.4895	3.43	4.8647	4.91	8.4532	8.44	0.22917
3.3157	3.3	4.9039	4.83	8.4476	8.46	0.25
3.3201	3.31	4.7481	4.82	8.4634	8.47	0.27083
3.3187	3.31	5.031	4.94	8.4784	8.48	0.29167
3.3798	3.38	4.8743	4.9	8.4783	8.48	0.3125
3.3034	3.33	4.8424	4.87	8.4995	8.49	0.33333
3.2292	3.25	4.8175	4.85	8.4985	8.5	0.35417
3.3651	3.29	4.878	4.83	8.5097	8.53	0.375
3.0864	3.26	4.8048	4.8	8.5649	8.53	0.39583
3.427	3.27	4.7598	4.77	8.5826	8.59	0.41667
3.3378	3.35	4.8174	4.91	8.5901	8.54	0.4375
3.2609	3.28	4.7797	4.86	8.466	8.54	0.45833
3.2995	3.27	4.917	4.87	8.5673	8.53	0.47917
3.0792	3.08	4.6344	4.63	8.48	8.5	0.5
3.4298	3.43	5.0515	5.05	8.34	8.34	0.52083
3.6496	3.65	5.2177	5.22	8.3512	8.35	0.54167
3.8358	3.84	5.4804	5.48	8.3159	8.31	0.5625
3.8161	3.82	5.4251	5.42	8.3541	8.36	0.58333
3.9339	3.93	5.6705	5.67	8.3602	8.36	0.60417
3.9513	3.95	5.3405	5.34	8.3522	8.35	0.625
3.8915	3.89	5.2104	5.21	8.3482	8.35	0.64583
3.7497	3.75	5.1001	5.1	8.3302	8.33	0.66667
3.6115	3.61	4.959	4.96	8.3804	8.38	0.6875

**Tableau A1.2:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g)

S. Soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
6.8796	6.86	5.7782	5.76	7.6599	7.66	0.02083
6.9897	6.99	6.2296	6.23	7.509	7.51	0.04167
7.1563	7.16	6.0889	6.09	7.3894	7.39	0.0625
7.3605	7.36	6.0928	6.09	7.4401	7.44	0.08333
7.5402	7.54	6.1801	6.18	7.3479	7.35	0.10417
7.5699	7.57	6.0973	6.1	7.4419	7.44	0.125
7.31	7.31	6.1091	6.11	7.5094	7.51	0.14583
6.7998	6.8	6.271	6.27	7.5503	7.55	0.16667
6.6431	6.64	5.8826	5.89	7.6309	7.63	0.1875
6.475	6.49	5.7606	5.88	7.5401	7.54	0.20833
6.541	6.53	5.7831	5.78	7.547	7.55	0.22917
6.5047	6.53	5.7858	5.8	7.5595	7.56	0.25
6.3532	6.53	5.6875	5.76	7.5717	7.57	0.27083
6.5424	6.6	5.9689	5.78	7.5731	7.57	0.29167
6.5296	6.51	5.9506	5.78	7.5748	7.58	0.3125
6.5251	6.45	5.8401	5.8	7.5918	7.58	0.33333
6.444	6.39	5.7155	5.76	7.5803	7.58	0.35417
6.3262	6.38	5.701	5.75	7.5186	7.59	0.375
6.4261	6.45	5.8253	5.76	7.5911	7.6	0.39583
6.2618	6.28	5.7204	5.66	7.6231	7.6	0.41667
6.2168	6.28	5.6137	5.62	7.622	7.6	0.4375
6.2714	6.24	5.346	5.47	7.6194	7.6	0.45833
6.1308	6.05	5.3119	5.32	7.5726	7.6	0.47917
6.0132	6.02	5.294	5.3	7.6137	7.58	0.5
6.641	6.65	5.7742	5.77	7.5503	7.55	0.52083
7.0501	7.05	6.1293	6.13	7.4218	7.42	0.54167
7.3789	7.38	6.3334	6.34	7.3502	7.35	0.5625
7.2597	7.26	6.2209	6.22	7.3293	7.33	0.58333
7.2909	7.29	6.132	6.13	7.447	7.45	0.60417
7.3067	7.31	6.1386	6.13	7.5099	7.51	0.625
6.8592	6.87	6.1317	6.12	7.4122	7.41	0.64583
6.5772	6.58	6.1105	6.11	7.4284	7.43	0.66667
6.4837	6.48	5.7762	5.78	7.4799	7.48	0.6875

**Tableau A1.3** : Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900g)

Sous .soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
3.5411	3.54	3.7538	3.75	6.8796	6.86	0.02083
3.6101	3.61	3.7899	3.79	6.9897	6.99	0.04167
3.6702	3.68	4.0377	4.03	7.1563	7.16	0.0625
3.6617	3.67	4.0974	4.11	7.3605	7.36	0.08333
3.7384	3.72	4.1575	4.15	7.5402	7.54	0.10417
3.8102	3.81	4.1656	4.16	7.5699	7.57	0.125
3.7697	3.77	4.2222	4.22	7.31	7.31	0.14583
3.6899	3.69	3.9413	3.94	6.7998	6.8	0.16667
3.6209	3.62	3.7736	3.73	6.6431	6.64	0.1875
3.5592	3.54	3.5811	3.61	6.475	6.49	0.20833
3.5638	3.47	3.4895	3.43	6.541	6.53	0.22917
3.5372	3.44	3.3157	3.3	6.5047	6.53	0.25
3.3404	3.44	3.3201	3.31	6.3532	6.53	0.27083
3.5527	3.46	3.3187	3.31	6.5424	6.6	0.29167
3.4803	3.5	3.3798	3.38	6.5296	6.51	0.3125
3.5273	3.46	3.3034	3.33	6.5251	6.45	0.33333
3.382	3.38	3.2292	3.25	6.444	6.39	0.35417
3.3574	3.36	3.3651	3.29	6.3262	6.38	0.375
3.3884	3.39	3.0864	3.26	6.4261	6.45	0.39583
3.3486	3.41	3.427	3.27	6.2618	6.28	0.41667
3.3982	3.38	3.3378	3.35	6.2168	6.28	0.4375
3.3482	3.38	3.2609	3.28	6.2714	6.24	0.45833
3.4442	3.4	3.2995	3.27	6.1308	6.05	0.47917
3.4995	3.5	3.0792	3.08	6.0132	6.02	0.5
3.7495	3.75	3.4298	3.43	6.641	6.65	0.52083
3.6955	3.69	3.6496	3.65	7.0501	7.05	0.54167
3.6892	3.69	3.8358	3.84	7.3789	7.38	0.5625
3.6984	3.7	3.8161	3.82	7.2597	7.26	0.58333
3.6965	3.7	3.9339	3.93	7.2909	7.29	0.60417
3.8814	3.88	3.9513	3.95	7.3067	7.31	0.625
3.8008	3.8	3.8915	3.89	6.8592	6.87	0.64583
3.6707	3.67	3.7497	3.75	6.5772	6.58	0.66667
3.5992	3.6	3.6115	3.61	6.4837	6.48	0.6875

**Tableau A1.4:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g ,900g)

S. soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
4.2897	4.29	5.1799	5.19	5.7782	5.76	0.02083
4.2896	4.29	5.46	5.46	6.2296	6.23	0.04167
4.2716	4.28	5.5884	5.59	6.0889	6.09	0.0625
4.3251	4.32	5.614	5.61	6.0928	6.09	0.08333
4.2751	4.28	5.5571	5.56	6.1801	6.18	0.10417
4.1798	4.18	5.5547	5.55	6.0973	6.1	0.125
4.1286	4.13	5.5002	5.5	6.1091	6.11	0.14583
4.1601	4.16	5.3893	5.39	6.271	6.27	0.16667
4.0191	4.02	5.1675	5.17	5.8826	5.89	0.1875
3.8002	3.86	5.018	5	5.7606	5.88	0.20833
3.7993	3.83	4.8647	4.91	5.7831	5.78	0.22917
3.7511	3.76	4.9039	4.83	5.7858	5.8	0.25
3.8053	3.73	4.7481	4.82	5.6875	5.76	0.27083
3.7242	3.71	5.031	4.94	5.9689	5.78	0.29167
3.7556	3.75	4.8743	4.9	5.9506	5.78	0.3125
3.5805	3.75	4.8424	4.87	5.8401	5.8	0.33333
3.6796	3.63	4.8175	4.85	5.7155	5.76	0.35417
3.5549	3.55	4.878	4.83	5.701	5.75	0.375
3.5144	3.56	4.8048	4.8	5.8253	5.76	0.39583
3.5241	3.68	4.7598	4.77	5.7204	5.66	0.41667
3.7672	3.67	4.8174	4.91	5.6137	5.62	0.4375
3.8021	3.69	4.7797	4.86	5.346	5.47	0.45833
3.5524	3.61	4.917	4.87	5.3119	5.32	0.47917
3.6893	3.69	4.6344	4.63	5.294	5.3	0.5
4.0092	4.01	5.0515	5.05	5.7742	5.77	0.52083
3.9599	3.96	5.2177	5.22	6.1293	6.13	0.54167
4.1752	4.18	5.4804	5.48	6.3334	6.34	0.5625
4.518	4.52	5.4251	5.42	6.2209	6.22	0.58333
4.5886	4.59	5.6705	5.67	6.132	6.13	0.60417
4.6613	4.66	5.3405	5.34	6.1386	6.13	0.625
4.2991	4.3	5.2104	5.21	6.1317	6.12	0.64583
4.1836	4.18	5.1001	5.1	6.1105	6.11	0.66667
4.0102	4.01	4.959	4.96	5.7762	5.78	0.6875

**Tableau A1.5:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)

Sous .soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
3.0597	3.06	8.4209	8.42	7.6599	7.66	0.02083
3.0592	3.06	8.3806	8.38	7.509	7.51	0.04167
3.0501	3.05	8.342	8.34	7.3894	7.39	0.0625
3.05	3.05	8.376	8.38	7.4401	7.44	0.08333
3.0499	3.05	8.3404	8.34	7.3479	7.35	0.10417
3.0398	3.04	8.3545	8.35	7.4419	7.44	0.125
3.0401	3.04	8.3403	8.34	7.5094	7.51	0.14583
3.0398	3.04	8.3589	8.36	7.5503	7.55	0.16667
3.0591	3.06	8.4001	8.4	7.6309	7.63	0.1875
3.0794	3.08	8.3499	8.35	7.5401	7.54	0.20833
3.0795	3.08	8.4532	8.44	7.547	7.55	0.22917
3.0773	3.08	8.4476	8.46	7.5595	7.56	0.25
3.0983	3.09	8.4634	8.47	7.5717	7.57	0.27083
3.1051	3.09	8.4784	8.48	7.5731	7.57	0.29167
3.0899	3.09	8.4783	8.48	7.5748	7.58	0.3125
3.0655	3.09	8.4995	8.49	7.5918	7.58	0.33333
3.0937	3.09	8.4985	8.5	7.5803	7.58	0.35417
3.0898	3.09	8.5097	8.53	7.5186	7.59	0.375
3.0854	3.09	8.5649	8.53	7.5911	7.6	0.39583
3.0949	3.09	8.5826	8.59	7.6231	7.6	0.41667
3.0858	3.09	8.5901	8.54	7.622	7.6	0.4375
3.0914	3.09	8.466	8.54	7.6194	7.6	0.45833
3.0907	3.09	8.5673	8.53	7.5726	7.6	0.47917
3.0813	3.08	8.48	8.5	7.6137	7.58	0.5
3.0499	3.05	8.34	8.34	7.5503	7.55	0.52083
3.0477	3.05	8.3512	8.35	7.4218	7.42	0.54167
3.0384	3.04	8.3159	8.31	7.3502	7.35	0.5625
3.0301	3.03	8.3541	8.36	7.3293	7.33	0.58333
3.0297	3.03	8.3602	8.36	7.447	7.45	0.60417
3.0218	3.02	8.3522	8.35	7.5099	7.51	0.625
3.0304	3.03	8.3482	8.35	7.4122	7.41	0.64583
3.0313	3.03	8.3302	8.33	7.4284	7.43	0.66667
3.0405	3.04	8.3804	8.38	7.4799	7.48	0.6875

**Tableau A1.6:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)

**Annexe (A2):** Données et Résultats du Calcul de coefficient de convection thermique

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.25	1.2542	1.52	1.5217	1.12	1.1215	1
1.29	1.2898	1.53	1.5299	1.12	1.1217	2
1.35	1.3519	1.61	1.6065	1.13	1.1379	3
1.35	1.3491	1.61	1.6091	1.13	1.1277	4
1.38	1.3791	1.61	1.6115	1.13	1.1307	5
1.41	1.4056	1.58	1.5662	1.14	1.1403	6
1.4	1.3952	1.55	1.5475	1.14	1.1419	7
1.37	1.3656	1.56	1.5657	1.14	1.1387	8
1.33	1.3304	1.49	1.4961	1.12	1.1205	9
1.28	1.2809	1.41	1.4076	1.1	1.1021	10
1.24	1.2329	1.37	1.3723	1.1	1.0987	11
1.23	1.2266	1.35	1.3475	1.1	1.0964	12
1.23	1.2263	1.34	1.342	1.1	1.099	13
1.24	1.2407	1.34	1.3396	1.1	1.0996	14
1.25	1.2543	1.35	1.352	1.09	1.0935	15
1.24	1.2434	1.35	1.3531	1.1	1.0967	16
1.21	1.2063	1.31	1.3026	1.09	1.0949	17
1.2	1.1997	1.28	1.2707	1.1	1.0954	18
1.2	1.2055	1.28	1.2725	1.09	1.0925	19
1.21	1.2056	1.31	1.3122	1.09	1.0916	20
1.19	1.1893	1.3	1.3027	1.09	1.0914	21
1.19	1.1903	1.31	1.3088	1.09	1.0883	22
1.21	1.2048	1.29	1.2885	1.1	1.094	23
1.26	1.2517	1.33	1.3301	1.1	1.0994	24
1.4	1.4065	1.52	1.5167	1.13	1.1284	25
1.35	1.3489	1.47	1.4757	1.13	1.1317	26
1.36	1.3654	1.59	1.5852	1.14	1.1393	27
1.37	1.3683	1.72	1.7184	1.15	1.1507	28
1.37	1.3693	1.76	1.7622	1.15	1.1515	29
1.44	1.4631	1.78	1.8037	1.15	1.1563	30
1.41	1.413	1.63	1.624	1.15	1.1484	31
1.36	1.3623	1.58	1.5764	1.15	1.1497	32
1.33	1.3274	1.5	1.5016	1.13	1.1309	33

**Tableau A2.1:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (300g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.37	1.3695	1.89	1.8924	1.8924	3.0513	1
1.38	1.3768	2.01	2.0096	2.0096	3.0558	2
1.48	1.4791	2.07	2.0721	2.0721	3.0687	3
1.52	1.5224	2.09	2.085	2.085	3.0588	4
1.54	1.5406	2.09	2.0901	2.0901	3.0689	5
1.55	1.5486	2.08	2.0817	2.0817	3.0667	6
1.57	1.5689	2.05	2.0541	2.0541	3.0696	7
1.45	1.458	2.01	2.0052	2.0052	3.0621	8
1.37	1.3667	1.91	1.9076	1.9076	3.0574	9
1.31	1.3092	1.82	1.8246	1.8246	3.0719	10
1.22	1.2224	1.76	1.7591	1.7591	3.0452	11
1.17	1.173	1.72	1.7235	1.7235	3.0395	12
1.17	1.1747	1.72	1.7178	1.7178	3.0427	13
1.17	1.1729	1.76	1.7601	1.7601	3.0404	14
1.19	1.1972	1.74	1.7463	1.7463	3.0406	15
1.18	1.1771	1.73	1.7318	1.7318	3.0378	16
1.14	1.1473	1.72	1.7192	1.7192	3.0345	17
1.16	1.1584	1.71	1.7099	1.7099	3.0319	18
1.15	1.1483	1.7	1.6979	1.6979	3.0256	19
1.15	1.1506	1.69	1.6883	1.6883	3.0465	20
1.18	1.1779	1.73	1.7423	1.7423	3.0238	21
1.15	1.1538	1.72	1.722	1.722	3.024	22
1.15	1.1503	1.72	1.7257	1.7257	3.0269	23
1.09	1.0889	1.65	1.6458	1.6458	3.0357	24
1.25	1.2479	1.85	1.8499	1.8499	3.0703	25
1.34	1.3366	1.93	1.9249	1.9249	3.0727	26
1.41	1.4116	2.04	2.0329	2.0329	3.0714	27
1.4	1.4035	2.01	2.0152	2.0152	3.0707	28
1.46	1.4607	2.13	2.1324	2.1324	3.0675	29
1.46	1.4635	2	2.009	2.009	3.0711	30
1.44	1.4394	1.95	1.947	1.947	3.0702	31
1.38	1.3819	1.9	1.9001	1.9001	3.0755	32
1.32	1.3166	1.83	1.8308	1.8308	3.069	33

**Tableau A2.2:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN )pour différents modes du séchage (600g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
2.42	2.4206	2.04	2.0371	2.62	2.6171	1
2.52	2.52	2.24	2.243	2.66	2.6615	2
2.6	2.6119	2.22	2.215	2.69	2.6895	3
2.69	2.6904	2.24	2.2356	2.68	2.6762	4
2.75	2.7458	2.28	2.2787	2.7	2.7007	5
2.75	2.7398	2.25	2.2441	2.68	2.6873	6
2.65	2.6546	2.22	2.2244	2.66	2.6619	7
2.45	2.4522	2.28	2.2757	2.65	2.6526	8
2.35	2.3506	2.1	2.0998	2.63	2.6267	9
2.27	2.2679	2.06	2.0663	2.65	2.6545	10
2.28	2.2741	2.03	2.0284	2.65	2.6525	11
2.27	2.2674	2.03	2.03	2.65	2.6499	12
2.27	2.269	2.01	2.0124	2.65	2.6491	13
2.29	2.2935	2.02	2.019	2.64	2.643	14
2.26	2.2581	2.01	2.014	2.64	2.6466	15
2.23	2.2316	2.02	2.0184	2.64	2.6466	16
2.21	2.2097	2	2.0029	2.64	2.6408	17
2.21	2.2062	2	1.9978	2.64	2.639	18
2.23	2.231	2	1.9989	2.64	2.637	19
2.17	2.1683	1.96	1.9579	2.64	2.6366	20
2.17	2.1681	1.95	1.9433	2.64	2.637	21
2.15	2.1531	1.9	1.895	2.64	2.6373	22
2.09	2.0911	1.85	1.8552	2.64	2.6372	23
2.1	2.0924	1.85	1.856	2.64	2.6426	24
2.35	2.3473	2.04	2.0375	2.65	2.6529	25
2.57	2.5682	2.23	2.2301	2.69	2.6855	26
2.72	2.7095	2.33	2.3317	2.71	2.7042	27
2.67	2.6724	2.29	2.2925	2.71	2.7065	28
2.67	2.6696	2.26	2.2581	2.68	2.6833	29
2.65	2.65	2.25	2.2408	2.66	2.6655	30
2.5	2.4998	2.23	2.2304	2.69	2.6857	31
2.37	2.3694	2.21	2.2112	2.68	2.6831	32
2.3	2.3046	2.06	2.0646	2.67	2.67	33

**Tableau A2.3:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (900 g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.25	1.2542	1.37	1.3695	2.42	2.4206	1
1.29	1.2898	1.38	1.3768	2.52	2.52	2
1.35	1.3519	1.48	1.4791	2.6	2.6119	3
1.35	1.3491	1.52	1.5224	2.69	2.6904	4
1.38	1.3791	1.54	1.5406	2.75	2.7458	5
1.41	1.4056	1.55	1.5486	2.75	2.7398	6
1.4	1.3952	1.57	1.5689	2.65	2.6546	7
1.37	1.3656	1.45	1.458	2.45	2.4522	8
1.33	1.3304	1.37	1.3667	2.35	2.3506	9
1.28	1.2809	1.31	1.3092	2.27	2.2679	10
1.24	1.2329	1.22	1.2224	2.28	2.2741	11
1.23	1.2266	1.17	1.173	2.27	2.2674	12
1.23	1.2263	1.17	1.1747	2.27	2.269	13
1.24	1.2407	1.17	1.1729	2.29	2.2935	14
1.25	1.2543	1.19	1.1972	2.26	2.2581	15
1.24	1.2434	1.18	1.1771	2.23	2.2316	16
1.21	1.2063	1.14	1.1473	2.21	2.2097	17
1.2	1.1997	1.16	1.1584	2.21	2.2062	18
1.2	1.2055	1.15	1.1483	2.23	2.231	19
1.21	1.2056	1.15	1.1506	2.17	2.1683	20
1.19	1.1893	1.18	1.1779	2.17	2.1681	21
1.19	1.1903	1.15	1.1538	2.15	2.1531	22
1.21	1.2048	1.15	1.1503	2.09	2.0911	23
1.26	1.2517	1.09	1.0889	2.1	2.0924	24
1.4	1.4065	1.25	1.2479	2.35	2.3473	25
1.35	1.3489	1.34	1.3366	2.57	2.5682	26
1.36	1.3654	1.41	1.4116	2.72	2.7095	27
1.37	1.3683	1.4	1.4035	2.67	2.6724	28
1.37	1.3693	1.46	1.4607	2.67	2.6696	29
1.44	1.4631	1.46	1.4635	2.65	2.65	30
1.41	1.413	1.44	1.4394	2.5	2.4998	31
1.36	1.3623	1.38	1.3819	2.37	2.3694	32
1.33	1.3274	1.32	1.3166	2.3	2.3046	33

**Tableau A2.4:** Coefficient convection thermique (Donné par EXPet Estimé par RN) dans le séchage d'oignon sous le soleil ouvert pour la masse différente (300g. 600g. 900g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.52	1.5217	1.89	1.8924	2.04	2.0371	1
1.53	1.5299	2.01	2.0096	2.24	2.243	2
1.61	1.6065	2.07	2.0721	2.22	2.215	3
1.61	1.6091	2.09	2.085	2.24	2.2356	4
1.61	1.6115	2.09	2.0901	2.28	2.2787	5
1.58	1.5662	2.08	2.0817	2.25	2.2441	6
1.55	1.5475	2.05	2.0541	2.22	2.2244	7
1.56	1.5657	2.01	2.0052	2.28	2.2757	8
1.49	1.4961	1.91	1.9076	2.1	2.0998	9
1.41	1.4076	1.82	1.8246	2.06	2.0663	10
1.37	1.3723	1.76	1.7591	2.03	2.0284	11
1.35	1.3475	1.72	1.7235	2.03	2.03	12
1.34	1.342	1.72	1.7178	2.01	2.0124	13
1.34	1.3396	1.76	1.7601	2.02	2.019	14
1.35	1.352	1.74	1.7463	2.01	2.014	15
1.35	1.3531	1.73	1.7318	2.02	2.0184	16
1.31	1.3026	1.72	1.7192	2	2.0029	17
1.28	1.2707	1.71	1.7099	2	1.9978	18
1.28	1.2725	1.7	1.6979	2	1.9989	19
1.31	1.3122	1.69	1.6883	1.96	1.9579	20
1.3	1.3027	1.73	1.7423	1.95	1.9433	21
1.31	1.3088	1.72	1.722	1.9	1.895	22
1.29	1.2885	1.72	1.7257	1.85	1.8552	23
1.33	1.3301	1.65	1.6458	1.85	1.856	24
1.52	1.5167	1.85	1.8499	2.04	2.0375	25
1.47	1.4757	1.93	1.9249	2.23	2.2301	26
1.59	1.5852	2.04	2.0329	2.33	2.3317	27
1.72	1.7184	2.01	2.0152	2.29	2.2925	28
1.76	1.7622	2.13	2.1324	2.26	2.2581	29
1.78	1.8037	2	2.009	2.25	2.2408	30
1.63	1.624	1.95	1.947	2.23	2.2304	31
1.58	1.5764	1.9	1.9001	2.21	2.2112	32
1.5	1.5016	1.83	1.8308	2.06	2.0646	33

**Tableau A2.5:** Coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour le séchage d'oignon Sous mode Naturel et la serre chaude employant de masse différente (300g. 600g. 900g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.12	1.1215	3.05	3.0513	2.62	2.6171	1
1.12	1.1217	3.06	3.0558	2.66	2.6615	2
1.13	1.1379	3.07	3.0687	2.69	2.6895	3
1.13	1.1277	3.06	3.0588	2.68	2.6762	4
1.13	1.1307	3.07	3.0689	2.7	2.7007	5
1.14	1.1403	3.07	3.0667	2.68	2.6873	6
1.14	1.1419	3.07	3.0696	2.66	2.6619	7
1.14	1.1387	3.06	3.0621	2.65	2.6526	8
1.12	1.1205	3.06	3.0574	2.63	2.6267	9
1.1	1.1021	3.07	3.0719	2.65	2.6545	10
1.1	1.0987	3.05	3.0452	2.65	2.6525	11
1.1	1.0964	3.04	3.0395	2.65	2.6499	12
1.1	1.099	3.04	3.0427	2.65	2.6491	13
1.1	1.0996	3.04	3.0404	2.64	2.643	14
1.09	1.0935	3.04	3.0406	2.64	2.6466	15
1.1	1.0967	3.04	3.0378	2.64	2.6466	16
1.09	1.0949	3.04	3.0345	2.64	2.6408	17
1.1	1.0954	3.03	3.0319	2.64	2.639	18
1.09	1.0925	3.03	3.0256	2.64	2.637	19
1.09	1.0916	3.03	3.0465	2.64	2.6366	20
1.09	1.0914	3.03	3.0238	2.64	2.637	21
1.09	1.0883	3.03	3.024	2.64	2.6373	22
1.1	1.094	3.03	3.0269	2.64	2.6372	23
1.1	1.0994	3.03	3.0357	2.64	2.6426	24
1.13	1.1284	3.07	3.0703	2.65	2.6529	25
1.13	1.1317	3.07	3.0727	2.69	2.6855	26
1.14	1.1393	3.08	3.0714	2.71	2.7042	27
1.15	1.1507	3.07	3.0707	2.71	2.7065	28
1.15	1.1515	3.07	3.0675	2.68	2.6833	29
1.15	1.1563	3.07	3.0711	2.66	2.6655	30
1.15	1.1484	3.07	3.0702	2.69	2.6857	31
1.15	1.1497	3.07	3.0755	2.68	2.6831	32
1.13	1.1309	3.06	3.069	2.67	2.67	33

**Tableau A2.6:** coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour le séchage d'oignon sous le mode forcé et la serre chaude employant une masse différente (300g,600g,900g)

## ANNEXE (A)

**Annexe (A1):** Données et Résultats du modèle neuronal pour le nombre du Nusselt.

Sous. soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
EXP	RN	EXP	RN	EXP	RN	
3.5411	3.54	4.2897	4.29	3.0597	3.06	0.02083
3.6101	3.61	4.2896	4.29	3.0592	3.06	0.04167
3.6702	3.68	4.2716	4.28	3.0501	3.05	0.0625
3.6617	3.67	4.3251	4.32	3.05	3.05	0.08333
3.7384	3.72	4.2751	4.28	3.0499	3.05	0.10417
3.8102	3.81	4.1798	4.18	3.0398	3.04	0.125
3.7697	3.77	4.1286	4.13	3.0401	3.04	0.14583
3.6899	3.69	4.1601	4.16	3.0398	3.04	0.16667
3.6209	3.62	4.0191	4.02	3.0591	3.06	0.1875
3.5592	3.54	3.8002	3.86	3.0794	3.08	0.20833
3.5638	3.47	3.7993	3.83	3.0795	3.08	0.22917
3.5372	3.44	3.7511	3.76	3.0773	3.08	0.25
3.3404	3.44	3.8053	3.73	3.0983	3.09	0.27083
3.5527	3.46	3.7242	3.71	3.1051	3.09	0.29167
3.4803	3.5	3.7556	3.75	3.0899	3.09	0.3125
3.5273	3.46	3.5805	3.75	3.0655	3.09	0.33333
3.382	3.38	3.6796	3.63	3.0937	3.09	0.35417
3.3574	3.36	3.5549	3.55	3.0898	3.09	0.375
3.3884	3.39	3.5144	3.56	3.0854	3.09	0.39583
3.3486	3.41	3.5241	3.68	3.0949	3.09	0.41667
3.3982	3.38	3.7672	3.67	3.0858	3.09	0.4375
3.3482	3.38	3.8021	3.69	3.0914	3.09	0.45833
3.4442	3.4	3.5524	3.61	3.0907	3.09	0.47917
3.4995	3.5	3.6893	3.69	3.0813	3.08	0.5
3.7495	3.75	4.0092	4.01	3.0499	3.05	0.52083
3.6955	3.69	3.9599	3.96	3.0477	3.05	0.54167
3.6892	3.69	4.1752	4.18	3.0384	3.04	0.5625
3.6984	3.7	4.518	4.52	3.0301	3.03	0.58333
3.6965	3.7	4.5886	4.59	3.0297	3.03	0.60417
3.8814	3.88	4.6613	4.66	3.0218	3.02	0.625
3.8008	3.8	4.2991	4.3	3.0304	3.03	0.64583
3.6707	3.67	4.1836	4.18	3.0313	3.03	0.66667
3.5992	3.6	4.0102	4.01	3.0405	3.04	0.6875

**Tableau A1.1 :** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (300g)

S. soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
EXP	RN	EXP	RN	EXP	RN	
3.7538	3.75	5.1799	5.19	8.4209	8.42	0.02083
3.7899	3.79	5.46	5.46	8.3806	8.38	0.04167
4.0377	4.03	5.5884	5.59	8.342	8.34	0.0625
4.0974	4.11	5.614	5.61	8.376	8.38	0.08333
4.1575	4.15	5.5571	5.56	8.3404	8.34	0.10417
4.1656	4.16	5.5547	5.55	8.3545	8.35	0.125
4.2222	4.22	5.5002	5.5	8.3403	8.34	0.14583
3.9413	3.94	5.3893	5.39	8.3589	8.36	0.16667
3.7736	3.73	5.1675	5.17	8.4001	8.4	0.1875
3.5811	3.61	5.018	5	8.3499	8.35	0.20833
3.4895	3.43	4.8647	4.91	8.4532	8.44	0.22917
3.3157	3.3	4.9039	4.83	8.4476	8.46	0.25
3.3201	3.31	4.7481	4.82	8.4634	8.47	0.27083
3.3187	3.31	5.031	4.94	8.4784	8.48	0.29167
3.3798	3.38	4.8743	4.9	8.4783	8.48	0.3125
3.3034	3.33	4.8424	4.87	8.4995	8.49	0.33333
3.2292	3.25	4.8175	4.85	8.4985	8.5	0.35417
3.3651	3.29	4.878	4.83	8.5097	8.53	0.375
3.0864	3.26	4.8048	4.8	8.5649	8.53	0.39583
3.427	3.27	4.7598	4.77	8.5826	8.59	0.41667
3.3378	3.35	4.8174	4.91	8.5901	8.54	0.4375
3.2609	3.28	4.7797	4.86	8.466	8.54	0.45833
3.2995	3.27	4.917	4.87	8.5673	8.53	0.47917
3.0792	3.08	4.6344	4.63	8.48	8.5	0.5
3.4298	3.43	5.0515	5.05	8.34	8.34	0.52083
3.6496	3.65	5.2177	5.22	8.3512	8.35	0.54167
3.8358	3.84	5.4804	5.48	8.3159	8.31	0.5625
3.8161	3.82	5.4251	5.42	8.3541	8.36	0.58333
3.9339	3.93	5.6705	5.67	8.3602	8.36	0.60417
3.9513	3.95	5.3405	5.34	8.3522	8.35	0.625
3.8915	3.89	5.2104	5.21	8.3482	8.35	0.64583
3.7497	3.75	5.1001	5.1	8.3302	8.33	0.66667
3.6115	3.61	4.959	4.96	8.3804	8.38	0.6875

**Tableau A1.2:** Variation du nombre de Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (600g)

S. Soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
6.8796	6.86	5.7782	5.76	7.6599	7.66	0.02083
6.9897	6.99	6.2296	6.23	7.509	7.51	0.04167
7.1563	7.16	6.0889	6.09	7.3894	7.39	0.0625
7.3605	7.36	6.0928	6.09	7.4401	7.44	0.08333
7.5402	7.54	6.1801	6.18	7.3479	7.35	0.10417
7.5699	7.57	6.0973	6.1	7.4419	7.44	0.125
7.31	7.31	6.1091	6.11	7.5094	7.51	0.14583
6.7998	6.8	6.271	6.27	7.5503	7.55	0.16667
6.6431	6.64	5.8826	5.89	7.6309	7.63	0.1875
6.475	6.49	5.7606	5.88	7.5401	7.54	0.20833
6.541	6.53	5.7831	5.78	7.547	7.55	0.22917
6.5047	6.53	5.7858	5.8	7.5595	7.56	0.25
6.3532	6.53	5.6875	5.76	7.5717	7.57	0.27083
6.5424	6.6	5.9689	5.78	7.5731	7.57	0.29167
6.5296	6.51	5.9506	5.78	7.5748	7.58	0.3125
6.5251	6.45	5.8401	5.8	7.5918	7.58	0.33333
6.444	6.39	5.7155	5.76	7.5803	7.58	0.35417
6.3262	6.38	5.701	5.75	7.5186	7.59	0.375
6.4261	6.45	5.8253	5.76	7.5911	7.6	0.39583
6.2618	6.28	5.7204	5.66	7.6231	7.6	0.41667
6.2168	6.28	5.6137	5.62	7.622	7.6	0.4375
6.2714	6.24	5.346	5.47	7.6194	7.6	0.45833
6.1308	6.05	5.3119	5.32	7.5726	7.6	0.47917
6.0132	6.02	5.294	5.3	7.6137	7.58	0.5
6.641	6.65	5.7742	5.77	7.5503	7.55	0.52083
7.0501	7.05	6.1293	6.13	7.4218	7.42	0.54167
7.3789	7.38	6.3334	6.34	7.3502	7.35	0.5625
7.2597	7.26	6.2209	6.22	7.3293	7.33	0.58333
7.2909	7.29	6.132	6.13	7.447	7.45	0.60417
7.3067	7.31	6.1386	6.13	7.5099	7.51	0.625
6.8592	6.87	6.1317	6.12	7.4122	7.41	0.64583
6.5772	6.58	6.1105	6.11	7.4284	7.43	0.66667
6.4837	6.48	5.7762	5.78	7.4799	7.48	0.6875

**Tableau A1.3** : Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) pour différents modes du séchage (900g)

Sous .soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
3.5411	3.54	3.7538	3.75	6.8796	6.86	0.02083
3.6101	3.61	3.7899	3.79	6.9897	6.99	0.04167
3.6702	3.68	4.0377	4.03	7.1563	7.16	0.0625
3.6617	3.67	4.0974	4.11	7.3605	7.36	0.08333
3.7384	3.72	4.1575	4.15	7.5402	7.54	0.10417
3.8102	3.81	4.1656	4.16	7.5699	7.57	0.125
3.7697	3.77	4.2222	4.22	7.31	7.31	0.14583
3.6899	3.69	3.9413	3.94	6.7998	6.8	0.16667
3.6209	3.62	3.7736	3.73	6.6431	6.64	0.1875
3.5592	3.54	3.5811	3.61	6.475	6.49	0.20833
3.5638	3.47	3.4895	3.43	6.541	6.53	0.22917
3.5372	3.44	3.3157	3.3	6.5047	6.53	0.25
3.3404	3.44	3.3201	3.31	6.3532	6.53	0.27083
3.5527	3.46	3.3187	3.31	6.5424	6.6	0.29167
3.4803	3.5	3.3798	3.38	6.5296	6.51	0.3125
3.5273	3.46	3.3034	3.33	6.5251	6.45	0.33333
3.382	3.38	3.2292	3.25	6.444	6.39	0.35417
3.3574	3.36	3.3651	3.29	6.3262	6.38	0.375
3.3884	3.39	3.0864	3.26	6.4261	6.45	0.39583
3.3486	3.41	3.427	3.27	6.2618	6.28	0.41667
3.3982	3.38	3.3378	3.35	6.2168	6.28	0.4375
3.3482	3.38	3.2609	3.28	6.2714	6.24	0.45833
3.4442	3.4	3.2995	3.27	6.1308	6.05	0.47917
3.4995	3.5	3.0792	3.08	6.0132	6.02	0.5
3.7495	3.75	3.4298	3.43	6.641	6.65	0.52083
3.6955	3.69	3.6496	3.65	7.0501	7.05	0.54167
3.6892	3.69	3.8358	3.84	7.3789	7.38	0.5625
3.6984	3.7	3.8161	3.82	7.2597	7.26	0.58333
3.6965	3.7	3.9339	3.93	7.2909	7.29	0.60417
3.8814	3.88	3.9513	3.95	7.3067	7.31	0.625
3.8008	3.8	3.8915	3.89	6.8592	6.87	0.64583
3.6707	3.67	3.7497	3.75	6.5772	6.58	0.66667
3.5992	3.6	3.6115	3.61	6.4837	6.48	0.6875

**Tableau A1.4:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous soleil ouvert pour la masse différente (300g, 600g ,900g)

S. soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
4.2897	4.29	5.1799	5.19	5.7782	5.76	0.02083
4.2896	4.29	5.46	5.46	6.2296	6.23	0.04167
4.2716	4.28	5.5884	5.59	6.0889	6.09	0.0625
4.3251	4.32	5.614	5.61	6.0928	6.09	0.08333
4.2751	4.28	5.5571	5.56	6.1801	6.18	0.10417
4.1798	4.18	5.5547	5.55	6.0973	6.1	0.125
4.1286	4.13	5.5002	5.5	6.1091	6.11	0.14583
4.1601	4.16	5.3893	5.39	6.271	6.27	0.16667
4.0191	4.02	5.1675	5.17	5.8826	5.89	0.1875
3.8002	3.86	5.018	5	5.7606	5.88	0.20833
3.7993	3.83	4.8647	4.91	5.7831	5.78	0.22917
3.7511	3.76	4.9039	4.83	5.7858	5.8	0.25
3.8053	3.73	4.7481	4.82	5.6875	5.76	0.27083
3.7242	3.71	5.031	4.94	5.9689	5.78	0.29167
3.7556	3.75	4.8743	4.9	5.9506	5.78	0.3125
3.5805	3.75	4.8424	4.87	5.8401	5.8	0.33333
3.6796	3.63	4.8175	4.85	5.7155	5.76	0.35417
3.5549	3.55	4.878	4.83	5.701	5.75	0.375
3.5144	3.56	4.8048	4.8	5.8253	5.76	0.39583
3.5241	3.68	4.7598	4.77	5.7204	5.66	0.41667
3.7672	3.67	4.8174	4.91	5.6137	5.62	0.4375
3.8021	3.69	4.7797	4.86	5.346	5.47	0.45833
3.5524	3.61	4.917	4.87	5.3119	5.32	0.47917
3.6893	3.69	4.6344	4.63	5.294	5.3	0.5
4.0092	4.01	5.0515	5.05	5.7742	5.77	0.52083
3.9599	3.96	5.2177	5.22	6.1293	6.13	0.54167
4.1752	4.18	5.4804	5.48	6.3334	6.34	0.5625
4.518	4.52	5.4251	5.42	6.2209	6.22	0.58333
4.5886	4.59	5.6705	5.67	6.132	6.13	0.60417
4.6613	4.66	5.3405	5.34	6.1386	6.13	0.625
4.2991	4.3	5.2104	5.21	6.1317	6.12	0.64583
4.1836	4.18	5.1001	5.1	6.1105	6.11	0.66667
4.0102	4.01	4.959	4.96	5.7762	5.78	0.6875

**Tableau A1.5:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon Sous mode Naturel pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)

Sous .soleil		Convection naturelle		Convection forcée		$\tau$
RN	EXP	RN	EXP	RN	EXP	
3.0597	3.06	8.4209	8.42	7.6599	7.66	0.02083
3.0592	3.06	8.3806	8.38	7.509	7.51	0.04167
3.0501	3.05	8.342	8.34	7.3894	7.39	0.0625
3.05	3.05	8.376	8.38	7.4401	7.44	0.08333
3.0499	3.05	8.3404	8.34	7.3479	7.35	0.10417
3.0398	3.04	8.3545	8.35	7.4419	7.44	0.125
3.0401	3.04	8.3403	8.34	7.5094	7.51	0.14583
3.0398	3.04	8.3589	8.36	7.5503	7.55	0.16667
3.0591	3.06	8.4001	8.4	7.6309	7.63	0.1875
3.0794	3.08	8.3499	8.35	7.5401	7.54	0.20833
3.0795	3.08	8.4532	8.44	7.547	7.55	0.22917
3.0773	3.08	8.4476	8.46	7.5595	7.56	0.25
3.0983	3.09	8.4634	8.47	7.5717	7.57	0.27083
3.1051	3.09	8.4784	8.48	7.5731	7.57	0.29167
3.0899	3.09	8.4783	8.48	7.5748	7.58	0.3125
3.0655	3.09	8.4995	8.49	7.5918	7.58	0.33333
3.0937	3.09	8.4985	8.5	7.5803	7.58	0.35417
3.0898	3.09	8.5097	8.53	7.5186	7.59	0.375
3.0854	3.09	8.5649	8.53	7.5911	7.6	0.39583
3.0949	3.09	8.5826	8.59	7.6231	7.6	0.41667
3.0858	3.09	8.5901	8.54	7.622	7.6	0.4375
3.0914	3.09	8.466	8.54	7.6194	7.6	0.45833
3.0907	3.09	8.5673	8.53	7.5726	7.6	0.47917
3.0813	3.08	8.48	8.5	7.6137	7.58	0.5
3.0499	3.05	8.34	8.34	7.5503	7.55	0.52083
3.0477	3.05	8.3512	8.35	7.4218	7.42	0.54167
3.0384	3.04	8.3159	8.31	7.3502	7.35	0.5625
3.0301	3.03	8.3541	8.36	7.3293	7.33	0.58333
3.0297	3.03	8.3602	8.36	7.447	7.45	0.60417
3.0218	3.02	8.3522	8.35	7.5099	7.51	0.625
3.0304	3.03	8.3482	8.35	7.4122	7.41	0.64583
3.0313	3.03	8.3302	8.33	7.4284	7.43	0.66667
3.0405	3.04	8.3804	8.38	7.4799	7.48	0.6875

**Tableau A1.6:** Résultats et données expérimentales du Nusselt (Estimé par RN et Donné par EXP) dans le séchage d'oignon sous le mode forcé pour la serre chaude employant de masse différente (300g,600g,900g)

**Annexe (A2):** Données et Résultats du Calcul de coefficient de convection thermique

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.25	1.2542	1.52	1.5217	1.12	1.1215	1
1.29	1.2898	1.53	1.5299	1.12	1.1217	2
1.35	1.3519	1.61	1.6065	1.13	1.1379	3
1.35	1.3491	1.61	1.6091	1.13	1.1277	4
1.38	1.3791	1.61	1.6115	1.13	1.1307	5
1.41	1.4056	1.58	1.5662	1.14	1.1403	6
1.4	1.3952	1.55	1.5475	1.14	1.1419	7
1.37	1.3656	1.56	1.5657	1.14	1.1387	8
1.33	1.3304	1.49	1.4961	1.12	1.1205	9
1.28	1.2809	1.41	1.4076	1.1	1.1021	10
1.24	1.2329	1.37	1.3723	1.1	1.0987	11
1.23	1.2266	1.35	1.3475	1.1	1.0964	12
1.23	1.2263	1.34	1.342	1.1	1.099	13
1.24	1.2407	1.34	1.3396	1.1	1.0996	14
1.25	1.2543	1.35	1.352	1.09	1.0935	15
1.24	1.2434	1.35	1.3531	1.1	1.0967	16
1.21	1.2063	1.31	1.3026	1.09	1.0949	17
1.2	1.1997	1.28	1.2707	1.1	1.0954	18
1.2	1.2055	1.28	1.2725	1.09	1.0925	19
1.21	1.2056	1.31	1.3122	1.09	1.0916	20
1.19	1.1893	1.3	1.3027	1.09	1.0914	21
1.19	1.1903	1.31	1.3088	1.09	1.0883	22
1.21	1.2048	1.29	1.2885	1.1	1.094	23
1.26	1.2517	1.33	1.3301	1.1	1.0994	24
1.4	1.4065	1.52	1.5167	1.13	1.1284	25
1.35	1.3489	1.47	1.4757	1.13	1.1317	26
1.36	1.3654	1.59	1.5852	1.14	1.1393	27
1.37	1.3683	1.72	1.7184	1.15	1.1507	28
1.37	1.3693	1.76	1.7622	1.15	1.1515	29
1.44	1.4631	1.78	1.8037	1.15	1.1563	30
1.41	1.413	1.63	1.624	1.15	1.1484	31
1.36	1.3623	1.58	1.5764	1.15	1.1497	32
1.33	1.3274	1.5	1.5016	1.13	1.1309	33

**Tableau A2.1:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (300g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.37	1.3695	1.89	1.8924	1.8924	3.0513	1
1.38	1.3768	2.01	2.0096	2.0096	3.0558	2
1.48	1.4791	2.07	2.0721	2.0721	3.0687	3
1.52	1.5224	2.09	2.085	2.085	3.0588	4
1.54	1.5406	2.09	2.0901	2.0901	3.0689	5
1.55	1.5486	2.08	2.0817	2.0817	3.0667	6
1.57	1.5689	2.05	2.0541	2.0541	3.0696	7
1.45	1.458	2.01	2.0052	2.0052	3.0621	8
1.37	1.3667	1.91	1.9076	1.9076	3.0574	9
1.31	1.3092	1.82	1.8246	1.8246	3.0719	10
1.22	1.2224	1.76	1.7591	1.7591	3.0452	11
1.17	1.173	1.72	1.7235	1.7235	3.0395	12
1.17	1.1747	1.72	1.7178	1.7178	3.0427	13
1.17	1.1729	1.76	1.7601	1.7601	3.0404	14
1.19	1.1972	1.74	1.7463	1.7463	3.0406	15
1.18	1.1771	1.73	1.7318	1.7318	3.0378	16
1.14	1.1473	1.72	1.7192	1.7192	3.0345	17
1.16	1.1584	1.71	1.7099	1.7099	3.0319	18
1.15	1.1483	1.7	1.6979	1.6979	3.0256	19
1.15	1.1506	1.69	1.6883	1.6883	3.0465	20
1.18	1.1779	1.73	1.7423	1.7423	3.0238	21
1.15	1.1538	1.72	1.722	1.722	3.024	22
1.15	1.1503	1.72	1.7257	1.7257	3.0269	23
1.09	1.0889	1.65	1.6458	1.6458	3.0357	24
1.25	1.2479	1.85	1.8499	1.8499	3.0703	25
1.34	1.3366	1.93	1.9249	1.9249	3.0727	26
1.41	1.4116	2.04	2.0329	2.0329	3.0714	27
1.4	1.4035	2.01	2.0152	2.0152	3.0707	28
1.46	1.4607	2.13	2.1324	2.1324	3.0675	29
1.46	1.4635	2	2.009	2.009	3.0711	30
1.44	1.4394	1.95	1.947	1.947	3.0702	31
1.38	1.3819	1.9	1.9001	1.9001	3.0755	32
1.32	1.3166	1.83	1.8308	1.8308	3.069	33

**Tableau A2.2:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN )pour différents modes du séchage (600g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
2.42	2.4206	2.04	2.0371	2.62	2.6171	1
2.52	2.52	2.24	2.243	2.66	2.6615	2
2.6	2.6119	2.22	2.215	2.69	2.6895	3
2.69	2.6904	2.24	2.2356	2.68	2.6762	4
2.75	2.7458	2.28	2.2787	2.7	2.7007	5
2.75	2.7398	2.25	2.2441	2.68	2.6873	6
2.65	2.6546	2.22	2.2244	2.66	2.6619	7
2.45	2.4522	2.28	2.2757	2.65	2.6526	8
2.35	2.3506	2.1	2.0998	2.63	2.6267	9
2.27	2.2679	2.06	2.0663	2.65	2.6545	10
2.28	2.2741	2.03	2.0284	2.65	2.6525	11
2.27	2.2674	2.03	2.03	2.65	2.6499	12
2.27	2.269	2.01	2.0124	2.65	2.6491	13
2.29	2.2935	2.02	2.019	2.64	2.643	14
2.26	2.2581	2.01	2.014	2.64	2.6466	15
2.23	2.2316	2.02	2.0184	2.64	2.6466	16
2.21	2.2097	2	2.0029	2.64	2.6408	17
2.21	2.2062	2	1.9978	2.64	2.639	18
2.23	2.231	2	1.9989	2.64	2.637	19
2.17	2.1683	1.96	1.9579	2.64	2.6366	20
2.17	2.1681	1.95	1.9433	2.64	2.637	21
2.15	2.1531	1.9	1.895	2.64	2.6373	22
2.09	2.0911	1.85	1.8552	2.64	2.6372	23
2.1	2.0924	1.85	1.856	2.64	2.6426	24
2.35	2.3473	2.04	2.0375	2.65	2.6529	25
2.57	2.5682	2.23	2.2301	2.69	2.6855	26
2.72	2.7095	2.33	2.3317	2.71	2.7042	27
2.67	2.6724	2.29	2.2925	2.71	2.7065	28
2.67	2.6696	2.26	2.2581	2.68	2.6833	29
2.65	2.65	2.25	2.2408	2.66	2.6655	30
2.5	2.4998	2.23	2.2304	2.69	2.6857	31
2.37	2.3694	2.21	2.2112	2.68	2.6831	32
2.3	2.3046	2.06	2.0646	2.67	2.67	33

**Tableau A2.3:** Coefficient de convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour différents modes du séchage (900 g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.25	1.2542	1.37	1.3695	2.42	2.4206	1
1.29	1.2898	1.38	1.3768	2.52	2.52	2
1.35	1.3519	1.48	1.4791	2.6	2.6119	3
1.35	1.3491	1.52	1.5224	2.69	2.6904	4
1.38	1.3791	1.54	1.5406	2.75	2.7458	5
1.41	1.4056	1.55	1.5486	2.75	2.7398	6
1.4	1.3952	1.57	1.5689	2.65	2.6546	7
1.37	1.3656	1.45	1.458	2.45	2.4522	8
1.33	1.3304	1.37	1.3667	2.35	2.3506	9
1.28	1.2809	1.31	1.3092	2.27	2.2679	10
1.24	1.2329	1.22	1.2224	2.28	2.2741	11
1.23	1.2266	1.17	1.173	2.27	2.2674	12
1.23	1.2263	1.17	1.1747	2.27	2.269	13
1.24	1.2407	1.17	1.1729	2.29	2.2935	14
1.25	1.2543	1.19	1.1972	2.26	2.2581	15
1.24	1.2434	1.18	1.1771	2.23	2.2316	16
1.21	1.2063	1.14	1.1473	2.21	2.2097	17
1.2	1.1997	1.16	1.1584	2.21	2.2062	18
1.2	1.2055	1.15	1.1483	2.23	2.231	19
1.21	1.2056	1.15	1.1506	2.17	2.1683	20
1.19	1.1893	1.18	1.1779	2.17	2.1681	21
1.19	1.1903	1.15	1.1538	2.15	2.1531	22
1.21	1.2048	1.15	1.1503	2.09	2.0911	23
1.26	1.2517	1.09	1.0889	2.1	2.0924	24
1.4	1.4065	1.25	1.2479	2.35	2.3473	25
1.35	1.3489	1.34	1.3366	2.57	2.5682	26
1.36	1.3654	1.41	1.4116	2.72	2.7095	27
1.37	1.3683	1.4	1.4035	2.67	2.6724	28
1.37	1.3693	1.46	1.4607	2.67	2.6696	29
1.44	1.4631	1.46	1.4635	2.65	2.65	30
1.41	1.413	1.44	1.4394	2.5	2.4998	31
1.36	1.3623	1.38	1.3819	2.37	2.3694	32
1.33	1.3274	1.32	1.3166	2.3	2.3046	33

**Tableau A2.4:** Coefficient convection thermique (Donné par EXPet Estimé par RN) dans le séchage d'oignon sous le soleil ouvert pour la masse différente (300g. 600g. 900g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.52	1.5217	1.89	1.8924	2.04	2.0371	1
1.53	1.5299	2.01	2.0096	2.24	2.243	2
1.61	1.6065	2.07	2.0721	2.22	2.215	3
1.61	1.6091	2.09	2.085	2.24	2.2356	4
1.61	1.6115	2.09	2.0901	2.28	2.2787	5
1.58	1.5662	2.08	2.0817	2.25	2.2441	6
1.55	1.5475	2.05	2.0541	2.22	2.2244	7
1.56	1.5657	2.01	2.0052	2.28	2.2757	8
1.49	1.4961	1.91	1.9076	2.1	2.0998	9
1.41	1.4076	1.82	1.8246	2.06	2.0663	10
1.37	1.3723	1.76	1.7591	2.03	2.0284	11
1.35	1.3475	1.72	1.7235	2.03	2.03	12
1.34	1.342	1.72	1.7178	2.01	2.0124	13
1.34	1.3396	1.76	1.7601	2.02	2.019	14
1.35	1.352	1.74	1.7463	2.01	2.014	15
1.35	1.3531	1.73	1.7318	2.02	2.0184	16
1.31	1.3026	1.72	1.7192	2	2.0029	17
1.28	1.2707	1.71	1.7099	2	1.9978	18
1.28	1.2725	1.7	1.6979	2	1.9989	19
1.31	1.3122	1.69	1.6883	1.96	1.9579	20
1.3	1.3027	1.73	1.7423	1.95	1.9433	21
1.31	1.3088	1.72	1.722	1.9	1.895	22
1.29	1.2885	1.72	1.7257	1.85	1.8552	23
1.33	1.3301	1.65	1.6458	1.85	1.856	24
1.52	1.5167	1.85	1.8499	2.04	2.0375	25
1.47	1.4757	1.93	1.9249	2.23	2.2301	26
1.59	1.5852	2.04	2.0329	2.33	2.3317	27
1.72	1.7184	2.01	2.0152	2.29	2.2925	28
1.76	1.7622	2.13	2.1324	2.26	2.2581	29
1.78	1.8037	2	2.009	2.25	2.2408	30
1.63	1.624	1.95	1.947	2.23	2.2304	31
1.58	1.5764	1.9	1.9001	2.21	2.2112	32
1.5	1.5016	1.83	1.8308	2.06	2.0646	33

**Tableau A2.5:** Coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour le séchage d'oignon Sous mode Naturel et la serre chaude employant de masse différente (300g. 600g. 900g)

Sous soleil		Convection naturel sous Serre		Convection force sous Serre		Temps (heurs)
EXP	Calculé	EXP	Calculé	EXP	Calculé	
1.12	1.1215	3.05	3.0513	2.62	2.6171	1
1.12	1.1217	3.06	3.0558	2.66	2.6615	2
1.13	1.1379	3.07	3.0687	2.69	2.6895	3
1.13	1.1277	3.06	3.0588	2.68	2.6762	4
1.13	1.1307	3.07	3.0689	2.7	2.7007	5
1.14	1.1403	3.07	3.0667	2.68	2.6873	6
1.14	1.1419	3.07	3.0696	2.66	2.6619	7
1.14	1.1387	3.06	3.0621	2.65	2.6526	8
1.12	1.1205	3.06	3.0574	2.63	2.6267	9
1.1	1.1021	3.07	3.0719	2.65	2.6545	10
1.1	1.0987	3.05	3.0452	2.65	2.6525	11
1.1	1.0964	3.04	3.0395	2.65	2.6499	12
1.1	1.099	3.04	3.0427	2.65	2.6491	13
1.1	1.0996	3.04	3.0404	2.64	2.643	14
1.09	1.0935	3.04	3.0406	2.64	2.6466	15
1.1	1.0967	3.04	3.0378	2.64	2.6466	16
1.09	1.0949	3.04	3.0345	2.64	2.6408	17
1.1	1.0954	3.03	3.0319	2.64	2.639	18
1.09	1.0925	3.03	3.0256	2.64	2.637	19
1.09	1.0916	3.03	3.0465	2.64	2.6366	20
1.09	1.0914	3.03	3.0238	2.64	2.637	21
1.09	1.0883	3.03	3.024	2.64	2.6373	22
1.1	1.094	3.03	3.0269	2.64	2.6372	23
1.1	1.0994	3.03	3.0357	2.64	2.6426	24
1.13	1.1284	3.07	3.0703	2.65	2.6529	25
1.13	1.1317	3.07	3.0727	2.69	2.6855	26
1.14	1.1393	3.08	3.0714	2.71	2.7042	27
1.15	1.1507	3.07	3.0707	2.71	2.7065	28
1.15	1.1515	3.07	3.0675	2.68	2.6833	29
1.15	1.1563	3.07	3.0711	2.66	2.6655	30
1.15	1.1484	3.07	3.0702	2.69	2.6857	31
1.15	1.1497	3.07	3.0755	2.68	2.6831	32
1.13	1.1309	3.06	3.069	2.67	2.67	33

**Tableau A2.6:** coefficient convection thermique (Donné par EXP et Estimé par RN) pour le séchage d'oignon sous le mode forcé et la serre chaude employant une masse différente (300g,600g,900g)

# ***Base de Données***

## ANNEXE (B)

### Base de données

**Tableau B.1** : Echantillon de la base de données utilisée dans la conception du modèle neuronale pour estimer nombre du Nusselt

$\tau$	M	$\gamma$	$\vartheta$	Pr	Re	Gr	Nu
0.020833	0.055	0.27	1.0515	0.69	0	2.61E+05	3.54
0.041667	0.088667	0.324	1.078	0.69	0.00E+00	3.26E+05	3.61
0.0625	0.13467	0.235	0.95662	0.69	0.00E+00	4.02E+05	3.68
0.083333	0.136	0.31	0.94104	0.69	0.00E+00	3.86E+05	3.67
0.10417	0.12167	0.204	0.94978	0.69	0.00E+00	4.52E+05	3.72
0.125	0.076667	0.227	1.0835	0.69	0.00E+00	5.97E+05	3.81
0.14583	0.059	0.266	1.0582	0.69	0.00E+00	5.35E+05	3.77
0.16667	0.039333	0.253	0.96112	0.69	0.00E+00	4.23E+05	3.69
0.1875	0.022333	0.37	0.95581	0.69	0.00E+00	3.30E+05	3.62
0.20833	0.0086667	0.486	0.9385	0.69	0.00E+00	2.56E+05	3.54
0.22917	0.0023333	0.546	0.93437	0.69	0.00E+00	2.09E+05	3.47
0.25	0.00066667	0.59	0.94006	0.69	0.00E+00	1.87E+05	3.44
0.27083	0.00033333	0.596	0.94479	0.69	0.00E+00	1.84E+05	3.44
0.29167	0.00066667	0.583	0.9403	0.69	0.00E+00	1.98E+05	3.46
0.3125	0.001	0.53	0.93072	0.69	0.00E+00	2.25E+05	3.5
0.33333	0.002	0.547	0.94545	0.69	0.00E+00	2.00E+05	3.46
0.35417	0.00033333	0.685	0.95122	0.69	0.00E+00	1.51E+05	3.38
0.375	0.00033333	0.735	0.94801	0.69	0.00E+00	1.40E+05	3.36
0.39583	0.00066667	0.703	0.9391	0.69	0.00E+00	1.55E+05	3.39
0.41667	0.001	0.61	0.94257	0.69	0.00E+00	1.69E+05	3.41
0.4375	0.0016667	0.645	0.94306	0.69	0.00E+00	1.53E+05	3.38
0.45833	0.002	0.613	0.94909	0.69	0.00E+00	1.50E+05	3.38
0.47917	0.00033333	0.6	0.95082	0.69	0.00E+00	1.65E+05	3.4
0.5	0.0033333	0.487	0.94493	0.69	0.00E+00	2.28E+05	3.5
0.52083	0.015333	0.408	1.0603	0.69	0.00E+00	5.03E+05	3.75
0.54167	0.015	0.355	1.0672	0.69	0.00E+00	4.18E+05	3.69
0.5625	0.014	0.333	1.0398	0.69	0.00E+00	4.14E+05	3.69
0.58333	0.01	0.278	1.032	0.69	0.00E+00	4.32E+05	3.7
0.60417	0.0086667	0.25	1.0177	0.69	0.00E+00	4.26E+05	3.7
0.625	0.0073333	0.238	1.1253	0.69	0.00E+00	7.37E+05	3.88
0.64583	0.0043333	0.246	1.0805	0.69	0.00E+00	5.88E+05	3.8
0.66667	0.0036667	0.288	0.98715	0.69	0.00E+00	3.88E+05	3.67
0.6875	0.0026667	0.381	0.97968	0.69	0.00E+00	3.15E+05	3.6
0.020833	0.068667	0.32	0.72754	0.69	0.00E+00	5.95E+05	4.29
0.041667	0.094333	0.33	0.73925	0.69	0.00E+00	5.97E+05	4.29
0.0625	0.13467	0.267	0.862	0.69	0.00E+00	5.94E+05	4.28
0.083333	0.14233	0.285	0.81395	0.69	0.00E+00	6.24E+05	4.32
0.10417	0.126	0.224	0.88292	0.69	0.00E+00	5.93E+05	4.28
0.125	0.078	0.235	0.98662	0.69	0.00E+00	5.15E+05	4.18
0.14583	0.057	0.271	0.95427	0.69	0.00E+00	4.77E+05	4.13
0.16667	0.035333	0.259	0.95499	0.69	0.00E+00	4.97E+05	4.16
0.1875	0.018333	0.381	0.92211	0.69	0.00E+00	4.06E+05	4.02
0.20833	0.0076667	0.495	0.91019	0.69	0.00E+00	3.13E+05	3.86
0.22917	0.004	0.558	0.87955	0.69	0.00E+00	2.97E+05	3.83
0.25	0.003	0.596	0.88825	0.69	0.00E+00	2.69E+05	3.76
0.27083	0.0023333	0.598	0.90141	0.69	0.00E+00	2.54E+05	3.73

0.29167	0.0023333	0.6	0.90984	0.69	0.00E+00	2.47E+05	3.71
0.3125	0.0026667	0.54	0.90625	0.69	0.00E+00	2.65E+05	3.75
0.33333	0.0023333	0.556	0.90476	0.69	0.00E+00	2.64E+05	3.75
0.35417	0.0016667	0.685	0.90782	0.69	0.00E+00	2.17E+05	3.63
0.375	0.0013333	0.735	0.91597	0.69	0.00E+00	1.90E+05	3.55
0.39583	0.001	0.701	0.91813	0.69	0.00E+00	1.93E+05	3.56
0.41667	0.00033333	0.632	0.89846	0.69	0.00E+00	2.33E+05	3.68
0.4375	0.00066667	0.66	0.89068	0.69	0.00E+00	2.30E+05	3.67
0.45833	0.00033333	0.635	0.88925	0.69	0.00E+00	2.37E+05	3.69
0.47917	0.00066667	0.61	0.92331	0.69	0.00E+00	2.08E+05	3.61
0.5	0.004	0.483	0.94366	0.69	0.00E+00	2.38E+05	3.69
0.52083	0.012333	0.415	0.99242	0.69	0.00E+00	4.00E+05	4.01
0.54167	0.009	0.356	0.9724	0.69	0.00E+00	3.69E+05	3.96
0.5625	0.0093333	0.345	1.017	0.69	0.00E+00	5.13E+05	4.18
0.58333	0.0063333	0.284	1.0899	0.69	0.00E+00	8.20E+05	4.52
0.60417	0.004	0.256	1.0921	0.69	0.00E+00	9.11E+05	4.59
0.625	0.003	0.239	1.1111	0.69	0.00E+00	9.93E+05	4.66
0.64583	0.0026667	0.25	1.0329	0.69	0.00E+00	6.07E+05	4.3
0.66667	0.001	0.292	1.0076	0.69	0.00E+00	5.12E+05	4.18
0.6875	0.00033333	0.387	0.95354	0.69	0.00E+00	3.96E+05	4.01
0.020833	0.057667	0.433	0.945	0.69	2.23E+03	0	3.06
0.041667	0.10733	0.398	0.93271	0.69	2200	0	3.06
0.0625	0.14733	0.31	0.86875	0.69	2160	0	3.05
0.083333	0.10767	0.295	0.87607	0.69	2170	0	3.05
0.10417	0.11567	0.262	0.88525	0.69	2150	0	3.05
0.125	0.08	0.252	0.93902	0.69	2130	0	3.04
0.14583	0.069	0.251	1.0063	0.69	2120	0	3.04
0.16667	0.032333	0.271	0.83607	0.69	2090	0	3.04
0.1875	0.017667	0.344	0.91116	0.69	2200	0	3.06
0.20833	0.011667	0.455	0.87258	0.69	2300	0	3.08
0.22917	0.0056667	0.584	0.8869	0.69	2330	0	3.08
0.25	0.003	0.643	0.89908	0.69	2340	0	3.08
0.27083	0.001	0.695	0.90062	0.69	2340	0	3.09
0.29167	0.0013333	0.74	0.90312	0.69	2340	0	3.09
0.3125	0.00066667	0.682	0.90032	0.69	2360	0	3.09
0.33333	0.00033333	0.76	0.91935	0.69	2350	0	3.09
0.35417	0.00033333	0.833	0.91883	0.69	2360	0	3.09
0.375	0.00066667	0.874	0.97674	0.69	2350	0	3.09
0.39583	0.002	0.876	0.9697	0.69	2360	0	3.09
0.41667	0.001	0.878	0.97611	0.69	2360	0	3.09
0.4375	0.00033333	0.88	0.96939	0.69	2360	0	3.09
0.45833	0.0013333	0.882	0.96552	0.69	2370	0	3.09
0.47917	0.001	0.726	0.97735	0.69	2340	0	3.09
0.5	0.004	0.548	0.99405	0.69	2300	0	3.08
0.52083	0.012667	0.395	1.068	0.69	2150	0	3.05
0.54167	0.020333	0.375	1.0662	0.69	2140	0	3.05
0.5625	0.013	0.39	1.0061	0.69	2100	0	3.04
0.58333	0.0096667	0.242	0.99638	0.69	2040	0	3.03
0.60417	0.0073333	0.29	1.0296	0.69	2040	0	3.03
0.625	0.006	0.236	1.0706	0.69	2040	0	3.02
0.64583	0.0026667	0.247	1.128	0.69	2070	0	3.03
0.66667	0.0016667	0.3	1.0817	0.69	2060	0	3.03
0.6875	0.0013333	0.494	0.95464	0.69	2130	0	3.04

0.020833	0.012167	0.408	0.96552	0.69	0	2.80E+05	3.75
0.041667	0.063333	0.404	0.95631	0.69	0.00E+00	2.97E+05	3.79
0.0625	0.061667	0.288	0.91096	0.69	0.00E+00	4.27E+05	4.03
0.083333	0.068	0.269	0.89979	0.69	0.00E+00	4.84E+05	4.11
0.10417	0.090167	0.256	0.89144	0.69	0.00E+00	5.12E+05	4.15
0.125	0.078	0.276	0.88957	0.69	0.00E+00	5.14E+05	4.16
0.14583	0.043667	0.332	0.83431	0.69	0.00E+00	5.65E+05	4.22
0.16667	0.032667	0.39	0.93217	0.69	0.00E+00	3.73E+05	3.94
0.1875	0.014167	0.488	0.95249	0.69	0.00E+00	2.73E+05	3.73
0.20833	0.0081667	0.584	0.94072	0.69	0.00E+00	2.25E+05	3.61
0.22917	0.0023333	0.656	0.94322	0.69	0.00E+00	1.65E+05	3.43
0.25	0.0005	0.727	0.95082	0.69	0.00E+00	1.32E+05	3.3
0.27083	0.00066667	0.735	0.94684	0.69	0.00E+00	1.33E+05	3.31
0.29167	0.00083333	0.697	0.95189	0.69	0.00E+00	1.33E+05	3.31
0.3125	0.00083333	0.71	0.93515	0.69	0.00E+00	1.52E+05	3.38
0.33333	0.00083333	0.72	0.94035	0.69	0.00E+00	1.40E+05	3.33
0.35417	0.0018333	0.784	0.94346	0.69	0.00E+00	1.20E+05	3.25
0.375	0.0028333	0.782	0.93478	0.69	0.00E+00	1.29E+05	3.29
0.39583	0.0023333	0.794	0.93863	0.69	0.00E+00	1.22E+05	3.26
0.41667	0.002	0.805	0.93455	0.69	0.00E+00	1.24E+05	3.27
0.4375	0.0016667	0.672	0.94074	0.69	0.00E+00	1.45E+05	3.35
0.45833	0.00083333	0.753	0.94096	0.69	0.00E+00	1.27E+05	3.28
0.47917	0.001	0.742	0.94485	0.69	0.00E+00	1.25E+05	3.27
0.5	0.0005	0.83	0.96358	0.69	0.00E+00	88000	3.08
0.52083	0.011833	0.601	0.99248	0.69	0	1.67E+05	3.43
0.54167	0.026333	0.547	0.95704	0.69	0.00E+00	2.41E+05	3.65
0.5625	0.052333	0.456	0.93394	0.69	0.00E+00	3.22E+05	3.84
0.58333	0.038	0.438	0.94172	0.69	0.00E+00	3.14E+05	3.82
0.60417	0.0355	0.42	0.92704	0.69	0.00E+00	3.71E+05	3.93
0.625	0.036833	0.442	0.90476	0.69	0.00E+00	3.80E+05	3.95
0.64583	0.023333	0.486	0.9087	0.69	0.00E+00	3.51E+05	3.89
0.66667	0.016833	0.519	0.9482	0.69	0.00E+00	2.81E+05	3.75
0.6875	0.0061667	0.567	0.95844	0.69	0.00E+00	2.24E+05	3.61
0.020833	0.0135	0.446	0.95178	0.69	0.00E+00	2.70E+05	5.19
0.041667	0.059833	0.42	0.90044	0.69	0.00E+00	3.88E+05	5.46
0.0625	0.059833	0.315	0.90506	0.69	0.00E+00	4.59E+05	5.59
0.083333	0.071833	0.29	0.9106	0.69	0.00E+00	4.75E+05	5.61
0.10417	0.089333	0.27	0.98589	0.69	0.00E+00	4.45E+05	5.56
0.125	0.0795	0.296	0.96964	0.69	0.00E+00	4.37E+05	5.55
0.14583	0.0455	0.346	0.95277	0.69	0.00E+00	4.11E+05	5.5
0.16667	0.035167	0.42	0.94915	0.69	0.00E+00	3.56E+05	5.39
0.1875	0.017	0.52	0.96128	0.69	0.00E+00	2.63E+05	5.17
0.20833	0.012333	0.608	0.95511	0.69	0.00E+00	2.06E+05	5
0.22917	0.0068333	0.68	0.93114	0.69	0.00E+00	1.80E+05	4.91
0.25	0.0048333	0.745	0.92923	0.69	0.00E+00	1.60E+05	4.83
0.27083	0.003	0.756	0.9279	0.69	0.00E+00	1.57E+05	4.82
0.29167	0.003	0.715	0.91139	0.69	0.00E+00	1.89E+05	4.94
0.3125	0.003	0.707	0.91935	0.69	0.00E+00	1.79E+05	4.9
0.33333	0.0035	0.735	0.91803	0.69	0.00E+00	1.71E+05	4.87
0.35417	0.0021667	0.792	0.9106	0.69	0.00E+00	1.65E+05	4.85
0.375	0.0023333	0.793	0.91156	0.69	0.00E+00	1.61E+05	4.83
0.39583	0.002	0.822	0.91246	0.69	0.00E+00	1.53E+05	4.8
0.41667	0.0023333	0.816	0.91809	0.69	0.00E+00	1.47E+05	4.77

0.4375	0.0025	0.705	0.91409	0.69	0.00E+00	1.79E+05	4.91
0.45833	0.0026667	0.768	0.91126	0.69	0.00E+00	1.68E+05	4.86
0.47917	0.0025	0.762	0.91156	0.69	0.00E+00	1.69E+05	4.87
0.5	0.0046667	0.837	0.94099	0.69	0.00E+00	1.18E+05	4.63
0.52083	0.015	0.62	0.94511	0.69	0.00E+00	2.22E+05	5.05
0.54167	0.027667	0.568	0.92634	0.69	0.00E+00	2.82E+05	5.22
0.5625	0.052833	0.488	0.88554	0.69	0.00E+00	4.00E+05	5.48
0.58333	0.0375	0.46	0.9205	0.69	0.00E+00	3.66E+05	5.42
0.60417	0.034667	0.435	1.0583	0.69	0.00E+00	5.11E+05	5.67
0.625	0.035167	0.467	1.0083	0.69	0.00E+00	3.31E+05	5.34
0.64583	0.021833	0.502	0.99158	0.69	0.00E+00	2.79E+05	5.21
0.66667	0.0155	0.563	0.99143	0.69	0.00E+00	2.38E+05	5.1
0.6875	0.0061667	0.604	0.98614	0.69	0.00E+00	1.95E+05	4.96
0.020833	0.019	0.53	0.97297	0.69	2.26E+03	0	8.42
0.041667	0.036167	0.429	0.955	0.69	2230	0	8.38
0.0625	0.051667	0.376	0.9743	0.69	2190	0	8.34
0.083333	0.063	0.367	0.97481	0.69	2230	0	8.38
0.10417	0.066667	0.342	0.96056	0.69	2190	0	8.34
0.125	0.056167	0.37	0.97862	0.69	2200	0	8.35
0.14583	0.0515	0.422	0.98353	0.69	2190	0	8.34
0.16667	0.032667	0.47	0.96837	0.69	2210	0	8.36
0.1875	0.023333	0.621	0.96667	0.69	2240	0	8.4
0.20833	0.010333	0.733	1.2446	0.69	2200	0	8.35
0.22917	0.0063333	0.764	0.95543	0.69	2280	0	8.44
0.25	0.0058333	0.762	0.95376	0.69	2300	0	8.46
0.27083	0.0056667	0.794	0.94783	0.69	2300	0	8.47
0.29167	0.0048333	0.84	0.95536	0.69	2310	0	8.48
0.3125	0.005	0.855	0.95796	0.69	2310	0	8.48
0.33333	0.0043333	0.783	0.96012	0.69	2320	0	8.49
0.35417	0.0038333	0.803	0.95077	0.69	2330	0	8.5
0.375	0.003	0.895	0.94426	0.69	2350	0	8.53
0.39583	0.0025	0.902	0.94371	0.69	2360	0	8.53
0.41667	0.0016667	0.911	0.95302	0.69	2360	0	8.59
0.4375	0.0023333	0.922	0.96587	0.69	2370	0	8.54
0.45833	0.002	0.926	0.96907	0.69	2370	0	8.54
0.47917	0.0021667	0.927	0.96622	0.69	2360	0	8.53
0.5	0.003	0.93	0.96552	0.69	2330	0	8.5
0.52083	0.023833	0.55	0.96729	0.69	2190	0	8.34
0.54167	0.0345	0.4	0.96706	0.69	2200	0	8.35
0.5625	0.051333	0.322	0.88651	0.69	2170	0	8.31
0.58333	0.067333	0.372	0.93112	0.69	2210	0	8.36
0.60417	0.038	0.3	0.92958	0.69	2210	0	8.36
0.625	0.039333	0.285	0.94588	0.69	2200	0	8.35
0.64583	0.028833	0.338	0.94159	0.69	2200	0	8.35
0.66667	0.017	0.35	0.96796	0.69	2180	0	8.33
0.6875	0.010667	0.531	0.95086	0.69	2220	0	8.38
0.020833	0.010889	0.408	0.86379	0.69	0	3.28E+05	6.86
0.041667	0.020889	0.321	0.89516	0.69	0.00E+00	3.69E+05	6.99
0.0625	0.050222	0.315	0.87282	0.69	0.00E+00	4.28E+05	7.16
0.083333	0.054556	0.266	0.8467	0.69	0.00E+00	5.06E+05	7.36
0.10417	0.061	0.243	0.8037	0.69	0.00E+00	5.86E+05	7.54
0.125	0.053222	0.228	0.78897	0.69	0.00E+00	6.00E+05	7.57
0.14583	0.044222	0.224	0.86104	0.69	0.00E+00	4.83E+05	7.31

0.16667	0.033667	0.231	0.94901	0.69	0.00E+00	3.12E+05	6.8
0.1875	0.015	0.37	0.91803	0.69	0.00E+00	2.68E+05	6.64
0.20833	0.0033333	0.507	0.8985	0.69	0.00E+00	2.33E+05	6.49
0.22917	0.0011111	0.552	0.87747	0.69	0.00E+00	2.42E+05	6.53
0.25	0.00011111	0.578	0.86611	0.69	0.00E+00	2.42E+05	6.53
0.27083	0.00033333	0.6	0.86134	0.69	0.00E+00	2.43E+05	6.53
0.29167	0.001	0.597	0.84681	0.69	0.00E+00	2.60E+05	6.6
0.3125	0.001	0.604	0.85965	0.69	0.00E+00	2.38E+05	6.51
0.33333	0.0012222	0.616	0.86364	0.69	0.00E+00	2.25E+05	6.45
0.35417	0.0014444	0.623	0.87156	0.69	0.00E+00	2.13E+05	6.39
0.375	0.0011111	0.634	0.87097	0.69	0.00E+00	2.12E+05	6.38
0.39583	0.0012222	0.648	0.85845	0.69	0.00E+00	2.25E+05	6.45
0.41667	0.0013333	0.782	0.86449	0.69	0.00E+00	1.91E+05	6.28
0.4375	0.0012222	0.82	0.85915	0.69	0.00E+00	1.91E+05	6.28
0.45833	0.0011111	0.83	0.86385	0.69	0.00E+00	1.83E+05	6.24
0.47917	0.0018889	0.838	0.89041	0.69	0.00E+00	1.53E+05	6.05
0.5	0.00066667	0.842	0.90204	0.69	0.00E+00	1.48E+05	6.02
0.52083	0.00022222	0.57	0.87333	0.69	0.00E+00	2.72E+05	6.65
0.54167	0.010889	0.343	0.89976	0.69	0.00E+00	3.88E+05	7.05
0.5625	0.029667	0.196	0.88914	0.69	0.00E+00	5.13E+05	7.38
0.58333	0.040778	0.222	0.90661	0.69	0.00E+00	4.65E+05	7.26
0.60417	0.031333	0.218	0.89376	0.69	0.00E+00	4.75E+05	7.29
0.625	0.035778	0.24	0.8525	0.69	0.00E+00	4.85E+05	7.31
0.64583	0.027111	0.213	0.96615	0.69	0.00E+00	3.32E+05	6.87
0.66667	0.023222	0.26	0.97959	0.69	0.00E+00	2.55E+05	6.58
0.6875	0.0083333	0.412	0.93791	0.69	0.00E+00	2.32E+05	6.48
0.020833	0.0052222	0.42	0.9322	0.69	0.00E+00	2.30E+05	5.76
0.041667	0.014667	0.333	0.86792	0.69	0.00E+00	4.01E+05	6.23
0.0625	0.04	0.331	0.93182	0.69	0.00E+00	3.41E+05	6.09
0.083333	0.045222	0.281	0.97143	0.69	0.00E+00	3.42E+05	6.09
0.10417	0.052111	0.262	0.9656	0.69	0.00E+00	3.77E+05	6.18
0.125	0.046778	0.25	0.99299	0.69	0.00E+00	3.45E+05	6.1
0.14583	0.035889	0.237	0.9542	0.69	0.00E+00	3.48E+05	6.11
0.16667	0.029556	0.252	0.89394	0.69	0.00E+00	4.20E+05	6.27
0.1875	0.016556	0.401	0.92355	0.69	0.00E+00	2.69E+05	5.89
0.20833	0.006	0.538	0.89347	0.69	0.00E+00	2.48E+05	5.88
0.22917	0.004	0.564	0.88971	0.69	0.00E+00	2.35E+05	5.78
0.25	0.0028889	0.6	0.87356	0.69	0.00E+00	2.42E+05	5.8
0.27083	0.002	0.616	0.87698	0.69	0.00E+00	2.29E+05	5.76
0.29167	0.002	0.607	0.872	0.69	0.00E+00	2.36E+05	5.78
0.3125	0.0013333	0.621	0.86885	0.69	0.00E+00	2.33E+05	5.78
0.33333	0.0022222	0.637	0.85833	0.69	0.00E+00	2.41E+05	5.8
0.35417	0.00066667	0.65	0.86555	0.69	0.00E+00	2.28E+05	5.76
0.375	0.0011111	0.662	0.86441	0.69	0.00E+00	2.26E+05	5.75
0.39583	0.001	0.671	0.85837	0.69	0.00E+00	2.30E+05	5.76
0.41667	0.0012222	0.791	0.86087	0.69	0.00E+00	2.02E+05	5.66
0.4375	0.0012222	0.824	0.86522	0.69	0.00E+00	1.91E+05	5.62
0.45833	0.0011111	0.831	0.88987	0.69	0.00E+00	1.58E+05	5.47
0.47917	0.0014444	0.838	0.91489	0.69	0.00E+00	1.30E+05	5.32
0.5	0.001	0.845	0.92218	0.69	0.00E+00	1.26E+05	5.3
0.52083	0.0016667	0.588	0.9	0.69	0.00E+00	2.31E+05	5.77
0.54167	0.011556	0.362	0.90977	0.69	0.00E+00	3.58E+05	6.13
0.5625	0.029444	0.21	0.91435	0.69	0.00E+00	4.53E+05	6.34

0.58333	0.041222	0.245	0.96145	0.69	0.00E+00	3.96E+05	6.22
0.60417	0.031111	0.246	1.0046	0.69	0.00E+00	3.59E+05	6.13
0.625	0.035444	0.256	0.96394	0.69	0.00E+00	3.56E+05	6.13
0.64583	0.024556	0.232	0.9601	0.69	0.00E+00	3.52E+05	6.12
0.66667	0.021222	0.282	0.92593	0.69	0.00E+00	3.49E+05	6.11
0.6875	0.010556	0.453	0.93902	0.69	0.00E+00	2.35E+05	5.78
0.020833	0.006	0.536	0.89944	0.69	2.54E+03	0	7.66
0.041667	0.017333	0.355	1.0246	0.69	2370	0	7.51
0.0625	0.032	0.32	1.0026	0.69	2240	0	7.39
0.083333	0.045333	0.269	0.95977	0.69	2300	0	7.44
0.10417	0.045333	0.265	0.95349	0.69	2190	0	7.35
0.125	0.049111	0.245	0.9662	0.69	2280	0	7.44
0.14583	0.041111	0.236	0.96928	0.69	2370	0	7.51
0.16667	0.034222	0.276	0.93585	0.69	2410	0	7.55
0.1875	0.019333	0.452	0.8436	0.69	2500	0	7.63
0.20833	0.009	0.656	0.88489	0.69	2400	0	7.54
0.22917	0.0052222	0.681	0.8893	0.69	2410	0	7.55
0.25	0.0047778	0.665	0.88679	0.69	2420	0	7.56
0.27083	0.0034444	0.746	0.89063	0.69	2430	0	7.57
0.29167	0.0024444	0.74	0.88538	0.69	2440	0	7.57
0.3125	0.0023333	0.753	0.884	0.69	2440	0	7.58
0.33333	0.0021111	0.734	0.89113	0.69	2440	0	7.58
0.35417	0.0017778	0.736	0.88889	0.69	2450	0	7.58
0.375	0.0015556	0.755	0.8903	0.69	2460	0	7.59
0.39583	0.0013333	0.762	0.8913	0.69	2470	0	7.6
0.41667	0.0013333	0.77	0.88261	0.69	2470	0	7.6
0.4375	0.0013333	0.776	0.88987	0.69	2470	0	7.6
0.45833	0.00044444	0.78	0.89868	0.69	2470	0	7.6
0.47917	0.00077778	0.784	0.89427	0.69	2470	0	7.6
0.5	0.00077778	0.788	0.925	0.69	2450	0	7.58
0.52083	0.0025556	0.582	1.0039	0.69	2410	0	7.55
0.54167	0.012889	0.344	1.0776	0.69	2270	0	7.42
0.5625	0.031556	0.302	1.0608	0.69	2190	0	7.35
0.58333	0.038667	0.27	0.98869	0.69	2170	0	7.33
0.60417	0.039889	0.236	1	0.69	2300	0	7.45
0.625	0.032667	0.26	0.95254	0.69	2370	0	7.51
0.64583	0.022444	0.278	1.0027	0.69	2260	0	7.41
0.66667	0.020667	0.318	0.98592	0.69	2280	0	7.43
0.6875	0.011222	0.51	0.93168	0.69	2340	0	7.48

## ANNEXE (B)

### Base de données

**Tableau B.1 :** Echantillon de la base de données utilisée dans la conception du modèle neuronale pour estimer nombre du Nusselt

$\tau$	M	$\gamma$	$\vartheta$	Pr	Re	Gr	Nu
0.020833	0.055	0.27	1.0515	0.69	0	2.61E+05	3.54
0.041667	0.088667	0.324	1.078	0.69	0.00E+00	3.26E+05	3.61
0.0625	0.13467	0.235	0.95662	0.69	0.00E+00	4.02E+05	3.68
0.083333	0.136	0.31	0.94104	0.69	0.00E+00	3.86E+05	3.67
0.10417	0.12167	0.204	0.94978	0.69	0.00E+00	4.52E+05	3.72
0.125	0.076667	0.227	1.0835	0.69	0.00E+00	5.97E+05	3.81
0.14583	0.059	0.266	1.0582	0.69	0.00E+00	5.35E+05	3.77
0.16667	0.039333	0.253	0.96112	0.69	0.00E+00	4.23E+05	3.69
0.1875	0.022333	0.37	0.95581	0.69	0.00E+00	3.30E+05	3.62
0.20833	0.0086667	0.486	0.9385	0.69	0.00E+00	2.56E+05	3.54
0.22917	0.0023333	0.546	0.93437	0.69	0.00E+00	2.09E+05	3.47
0.25	0.00066667	0.59	0.94006	0.69	0.00E+00	1.87E+05	3.44
0.27083	0.00033333	0.596	0.94479	0.69	0.00E+00	1.84E+05	3.44
0.29167	0.00066667	0.583	0.9403	0.69	0.00E+00	1.98E+05	3.46
0.3125	0.001	0.53	0.93072	0.69	0.00E+00	2.25E+05	3.5
0.33333	0.002	0.547	0.94545	0.69	0.00E+00	2.00E+05	3.46
0.35417	0.00033333	0.685	0.95122	0.69	0.00E+00	1.51E+05	3.38
0.375	0.00033333	0.735	0.94801	0.69	0.00E+00	1.40E+05	3.36
0.39583	0.00066667	0.703	0.9391	0.69	0.00E+00	1.55E+05	3.39
0.41667	0.001	0.61	0.94257	0.69	0.00E+00	1.69E+05	3.41
0.4375	0.0016667	0.645	0.94306	0.69	0.00E+00	1.53E+05	3.38
0.45833	0.002	0.613	0.94909	0.69	0.00E+00	1.50E+05	3.38
0.47917	0.00033333	0.6	0.95082	0.69	0.00E+00	1.65E+05	3.4
0.5	0.0033333	0.487	0.94493	0.69	0.00E+00	2.28E+05	3.5
0.52083	0.015333	0.408	1.0603	0.69	0.00E+00	5.03E+05	3.75
0.54167	0.015	0.355	1.0672	0.69	0.00E+00	4.18E+05	3.69
0.5625	0.014	0.333	1.0398	0.69	0.00E+00	4.14E+05	3.69
0.58333	0.01	0.278	1.032	0.69	0.00E+00	4.32E+05	3.7
0.60417	0.0086667	0.25	1.0177	0.69	0.00E+00	4.26E+05	3.7
0.625	0.0073333	0.238	1.1253	0.69	0.00E+00	7.37E+05	3.88
0.64583	0.0043333	0.246	1.0805	0.69	0.00E+00	5.88E+05	3.8
0.66667	0.0036667	0.288	0.98715	0.69	0.00E+00	3.88E+05	3.67
0.6875	0.0026667	0.381	0.97968	0.69	0.00E+00	3.15E+05	3.6
0.020833	0.068667	0.32	0.72754	0.69	0.00E+00	5.95E+05	4.29
0.041667	0.094333	0.33	0.73925	0.69	0.00E+00	5.97E+05	4.29
0.0625	0.13467	0.267	0.862	0.69	0.00E+00	5.94E+05	4.28
0.083333	0.14233	0.285	0.81395	0.69	0.00E+00	6.24E+05	4.32
0.10417	0.126	0.224	0.88292	0.69	0.00E+00	5.93E+05	4.28
0.125	0.078	0.235	0.98662	0.69	0.00E+00	5.15E+05	4.18
0.14583	0.057	0.271	0.95427	0.69	0.00E+00	4.77E+05	4.13
0.16667	0.035333	0.259	0.95499	0.69	0.00E+00	4.97E+05	4.16
0.1875	0.018333	0.381	0.92211	0.69	0.00E+00	4.06E+05	4.02
0.20833	0.0076667	0.495	0.91019	0.69	0.00E+00	3.13E+05	3.86
0.22917	0.004	0.558	0.87955	0.69	0.00E+00	2.97E+05	3.83
0.25	0.003	0.596	0.88825	0.69	0.00E+00	2.69E+05	3.76
0.27083	0.0023333	0.598	0.90141	0.69	0.00E+00	2.54E+05	3.73

0.29167	0.0023333	0.6	0.90984	0.69	0.00E+00	2.47E+05	3.71
0.3125	0.0026667	0.54	0.90625	0.69	0.00E+00	2.65E+05	3.75
0.33333	0.0023333	0.556	0.90476	0.69	0.00E+00	2.64E+05	3.75
0.35417	0.0016667	0.685	0.90782	0.69	0.00E+00	2.17E+05	3.63
0.375	0.0013333	0.735	0.91597	0.69	0.00E+00	1.90E+05	3.55
0.39583	0.001	0.701	0.91813	0.69	0.00E+00	1.93E+05	3.56
0.41667	0.00033333	0.632	0.89846	0.69	0.00E+00	2.33E+05	3.68
0.4375	0.00066667	0.66	0.89068	0.69	0.00E+00	2.30E+05	3.67
0.45833	0.00033333	0.635	0.88925	0.69	0.00E+00	2.37E+05	3.69
0.47917	0.00066667	0.61	0.92331	0.69	0.00E+00	2.08E+05	3.61
0.5	0.004	0.483	0.94366	0.69	0.00E+00	2.38E+05	3.69
0.52083	0.012333	0.415	0.99242	0.69	0.00E+00	4.00E+05	4.01
0.54167	0.009	0.356	0.9724	0.69	0.00E+00	3.69E+05	3.96
0.5625	0.0093333	0.345	1.017	0.69	0.00E+00	5.13E+05	4.18
0.58333	0.0063333	0.284	1.0899	0.69	0.00E+00	8.20E+05	4.52
0.60417	0.004	0.256	1.0921	0.69	0.00E+00	9.11E+05	4.59
0.625	0.003	0.239	1.1111	0.69	0.00E+00	9.93E+05	4.66
0.64583	0.0026667	0.25	1.0329	0.69	0.00E+00	6.07E+05	4.3
0.66667	0.001	0.292	1.0076	0.69	0.00E+00	5.12E+05	4.18
0.6875	0.00033333	0.387	0.95354	0.69	0.00E+00	3.96E+05	4.01
0.020833	0.057667	0.433	0.945	0.69	2.23E+03	0	3.06
0.041667	0.10733	0.398	0.93271	0.69	2200	0	3.06
0.0625	0.14733	0.31	0.86875	0.69	2160	0	3.05
0.083333	0.10767	0.295	0.87607	0.69	2170	0	3.05
0.10417	0.11567	0.262	0.88525	0.69	2150	0	3.05
0.125	0.08	0.252	0.93902	0.69	2130	0	3.04
0.14583	0.069	0.251	1.0063	0.69	2120	0	3.04
0.16667	0.032333	0.271	0.83607	0.69	2090	0	3.04
0.1875	0.017667	0.344	0.91116	0.69	2200	0	3.06
0.20833	0.011667	0.455	0.87258	0.69	2300	0	3.08
0.22917	0.0056667	0.584	0.8869	0.69	2330	0	3.08
0.25	0.003	0.643	0.89908	0.69	2340	0	3.08
0.27083	0.001	0.695	0.90062	0.69	2340	0	3.09
0.29167	0.0013333	0.74	0.90312	0.69	2340	0	3.09
0.3125	0.00066667	0.682	0.90032	0.69	2360	0	3.09
0.33333	0.00033333	0.76	0.91935	0.69	2350	0	3.09
0.35417	0.00033333	0.833	0.91883	0.69	2360	0	3.09
0.375	0.00066667	0.874	0.97674	0.69	2350	0	3.09
0.39583	0.002	0.876	0.9697	0.69	2360	0	3.09
0.41667	0.001	0.878	0.97611	0.69	2360	0	3.09
0.4375	0.00033333	0.88	0.96939	0.69	2360	0	3.09
0.45833	0.0013333	0.882	0.96552	0.69	2370	0	3.09
0.47917	0.001	0.726	0.97735	0.69	2340	0	3.09
0.5	0.004	0.548	0.99405	0.69	2300	0	3.08
0.52083	0.012667	0.395	1.068	0.69	2150	0	3.05
0.54167	0.020333	0.375	1.0662	0.69	2140	0	3.05
0.5625	0.013	0.39	1.0061	0.69	2100	0	3.04
0.58333	0.0096667	0.242	0.99638	0.69	2040	0	3.03
0.60417	0.0073333	0.29	1.0296	0.69	2040	0	3.03
0.625	0.006	0.236	1.0706	0.69	2040	0	3.02
0.64583	0.0026667	0.247	1.128	0.69	2070	0	3.03
0.66667	0.0016667	0.3	1.0817	0.69	2060	0	3.03
0.6875	0.0013333	0.494	0.95464	0.69	2130	0	3.04

0.020833	0.012167	0.408	0.96552	0.69	0	2.80E+05	3.75
0.041667	0.063333	0.404	0.95631	0.69	0.00E+00	2.97E+05	3.79
0.0625	0.061667	0.288	0.91096	0.69	0.00E+00	4.27E+05	4.03
0.083333	0.068	0.269	0.89979	0.69	0.00E+00	4.84E+05	4.11
0.10417	0.090167	0.256	0.89144	0.69	0.00E+00	5.12E+05	4.15
0.125	0.078	0.276	0.88957	0.69	0.00E+00	5.14E+05	4.16
0.14583	0.043667	0.332	0.83431	0.69	0.00E+00	5.65E+05	4.22
0.16667	0.032667	0.39	0.93217	0.69	0.00E+00	3.73E+05	3.94
0.1875	0.014167	0.488	0.95249	0.69	0.00E+00	2.73E+05	3.73
0.20833	0.0081667	0.584	0.94072	0.69	0.00E+00	2.25E+05	3.61
0.22917	0.0023333	0.656	0.94322	0.69	0.00E+00	1.65E+05	3.43
0.25	0.0005	0.727	0.95082	0.69	0.00E+00	1.32E+05	3.3
0.27083	0.00066667	0.735	0.94684	0.69	0.00E+00	1.33E+05	3.31
0.29167	0.00083333	0.697	0.95189	0.69	0.00E+00	1.33E+05	3.31
0.3125	0.00083333	0.71	0.93515	0.69	0.00E+00	1.52E+05	3.38
0.33333	0.00083333	0.72	0.94035	0.69	0.00E+00	1.40E+05	3.33
0.35417	0.0018333	0.784	0.94346	0.69	0.00E+00	1.20E+05	3.25
0.375	0.0028333	0.782	0.93478	0.69	0.00E+00	1.29E+05	3.29
0.39583	0.0023333	0.794	0.93863	0.69	0.00E+00	1.22E+05	3.26
0.41667	0.002	0.805	0.93455	0.69	0.00E+00	1.24E+05	3.27
0.4375	0.0016667	0.672	0.94074	0.69	0.00E+00	1.45E+05	3.35
0.45833	0.00083333	0.753	0.94096	0.69	0.00E+00	1.27E+05	3.28
0.47917	0.001	0.742	0.94485	0.69	0.00E+00	1.25E+05	3.27
0.5	0.0005	0.83	0.96358	0.69	0.00E+00	88000	3.08
0.52083	0.011833	0.601	0.99248	0.69	0	1.67E+05	3.43
0.54167	0.026333	0.547	0.95704	0.69	0.00E+00	2.41E+05	3.65
0.5625	0.052333	0.456	0.93394	0.69	0.00E+00	3.22E+05	3.84
0.58333	0.038	0.438	0.94172	0.69	0.00E+00	3.14E+05	3.82
0.60417	0.0355	0.42	0.92704	0.69	0.00E+00	3.71E+05	3.93
0.625	0.036833	0.442	0.90476	0.69	0.00E+00	3.80E+05	3.95
0.64583	0.023333	0.486	0.9087	0.69	0.00E+00	3.51E+05	3.89
0.66667	0.016833	0.519	0.9482	0.69	0.00E+00	2.81E+05	3.75
0.6875	0.0061667	0.567	0.95844	0.69	0.00E+00	2.24E+05	3.61
0.020833	0.0135	0.446	0.95178	0.69	0.00E+00	2.70E+05	5.19
0.041667	0.059833	0.42	0.90044	0.69	0.00E+00	3.88E+05	5.46
0.0625	0.059833	0.315	0.90506	0.69	0.00E+00	4.59E+05	5.59
0.083333	0.071833	0.29	0.9106	0.69	0.00E+00	4.75E+05	5.61
0.10417	0.089333	0.27	0.98589	0.69	0.00E+00	4.45E+05	5.56
0.125	0.0795	0.296	0.96964	0.69	0.00E+00	4.37E+05	5.55
0.14583	0.0455	0.346	0.95277	0.69	0.00E+00	4.11E+05	5.5
0.16667	0.035167	0.42	0.94915	0.69	0.00E+00	3.56E+05	5.39
0.1875	0.017	0.52	0.96128	0.69	0.00E+00	2.63E+05	5.17
0.20833	0.012333	0.608	0.95511	0.69	0.00E+00	2.06E+05	5
0.22917	0.0068333	0.68	0.93114	0.69	0.00E+00	1.80E+05	4.91
0.25	0.0048333	0.745	0.92923	0.69	0.00E+00	1.60E+05	4.83
0.27083	0.003	0.756	0.9279	0.69	0.00E+00	1.57E+05	4.82
0.29167	0.003	0.715	0.91139	0.69	0.00E+00	1.89E+05	4.94
0.3125	0.003	0.707	0.91935	0.69	0.00E+00	1.79E+05	4.9
0.33333	0.0035	0.735	0.91803	0.69	0.00E+00	1.71E+05	4.87
0.35417	0.0021667	0.792	0.9106	0.69	0.00E+00	1.65E+05	4.85
0.375	0.0023333	0.793	0.91156	0.69	0.00E+00	1.61E+05	4.83
0.39583	0.002	0.822	0.91246	0.69	0.00E+00	1.53E+05	4.8
0.41667	0.0023333	0.816	0.91809	0.69	0.00E+00	1.47E+05	4.77

0.4375	0.0025	0.705	0.91409	0.69	0.00E+00	1.79E+05	4.91
0.45833	0.0026667	0.768	0.91126	0.69	0.00E+00	1.68E+05	4.86
0.47917	0.0025	0.762	0.91156	0.69	0.00E+00	1.69E+05	4.87
0.5	0.0046667	0.837	0.94099	0.69	0.00E+00	1.18E+05	4.63
0.52083	0.015	0.62	0.94511	0.69	0.00E+00	2.22E+05	5.05
0.54167	0.027667	0.568	0.92634	0.69	0.00E+00	2.82E+05	5.22
0.5625	0.052833	0.488	0.88554	0.69	0.00E+00	4.00E+05	5.48
0.58333	0.0375	0.46	0.9205	0.69	0.00E+00	3.66E+05	5.42
0.60417	0.034667	0.435	1.0583	0.69	0.00E+00	5.11E+05	5.67
0.625	0.035167	0.467	1.0083	0.69	0.00E+00	3.31E+05	5.34
0.64583	0.021833	0.502	0.99158	0.69	0.00E+00	2.79E+05	5.21
0.66667	0.0155	0.563	0.99143	0.69	0.00E+00	2.38E+05	5.1
0.6875	0.0061667	0.604	0.98614	0.69	0.00E+00	1.95E+05	4.96
0.020833	0.019	0.53	0.97297	0.69	2.26E+03	0	8.42
0.041667	0.036167	0.429	0.955	0.69	2230	0	8.38
0.0625	0.051667	0.376	0.9743	0.69	2190	0	8.34
0.083333	0.063	0.367	0.97481	0.69	2230	0	8.38
0.10417	0.066667	0.342	0.96056	0.69	2190	0	8.34
0.125	0.056167	0.37	0.97862	0.69	2200	0	8.35
0.14583	0.0515	0.422	0.98353	0.69	2190	0	8.34
0.16667	0.032667	0.47	0.96837	0.69	2210	0	8.36
0.1875	0.023333	0.621	0.96667	0.69	2240	0	8.4
0.20833	0.010333	0.733	1.2446	0.69	2200	0	8.35
0.22917	0.0063333	0.764	0.95543	0.69	2280	0	8.44
0.25	0.0058333	0.762	0.95376	0.69	2300	0	8.46
0.27083	0.0056667	0.794	0.94783	0.69	2300	0	8.47
0.29167	0.0048333	0.84	0.95536	0.69	2310	0	8.48
0.3125	0.005	0.855	0.95796	0.69	2310	0	8.48
0.33333	0.0043333	0.783	0.96012	0.69	2320	0	8.49
0.35417	0.0038333	0.803	0.95077	0.69	2330	0	8.5
0.375	0.003	0.895	0.94426	0.69	2350	0	8.53
0.39583	0.0025	0.902	0.94371	0.69	2360	0	8.53
0.41667	0.0016667	0.911	0.95302	0.69	2360	0	8.59
0.4375	0.0023333	0.922	0.96587	0.69	2370	0	8.54
0.45833	0.002	0.926	0.96907	0.69	2370	0	8.54
0.47917	0.0021667	0.927	0.96622	0.69	2360	0	8.53
0.5	0.003	0.93	0.96552	0.69	2330	0	8.5
0.52083	0.023833	0.55	0.96729	0.69	2190	0	8.34
0.54167	0.0345	0.4	0.96706	0.69	2200	0	8.35
0.5625	0.051333	0.322	0.88651	0.69	2170	0	8.31
0.58333	0.067333	0.372	0.93112	0.69	2210	0	8.36
0.60417	0.038	0.3	0.92958	0.69	2210	0	8.36
0.625	0.039333	0.285	0.94588	0.69	2200	0	8.35
0.64583	0.028833	0.338	0.94159	0.69	2200	0	8.35
0.66667	0.017	0.35	0.96796	0.69	2180	0	8.33
0.6875	0.010667	0.531	0.95086	0.69	2220	0	8.38
0.020833	0.010889	0.408	0.86379	0.69	0	3.28E+05	6.86
0.041667	0.020889	0.321	0.89516	0.69	0.00E+00	3.69E+05	6.99
0.0625	0.050222	0.315	0.87282	0.69	0.00E+00	4.28E+05	7.16
0.083333	0.054556	0.266	0.8467	0.69	0.00E+00	5.06E+05	7.36
0.10417	0.061	0.243	0.8037	0.69	0.00E+00	5.86E+05	7.54
0.125	0.053222	0.228	0.78897	0.69	0.00E+00	6.00E+05	7.57
0.14583	0.044222	0.224	0.86104	0.69	0.00E+00	4.83E+05	7.31

0.16667	0.033667	0.231	0.94901	0.69	0.00E+00	3.12E+05	6.8
0.1875	0.015	0.37	0.91803	0.69	0.00E+00	2.68E+05	6.64
0.20833	0.0033333	0.507	0.8985	0.69	0.00E+00	2.33E+05	6.49
0.22917	0.0011111	0.552	0.87747	0.69	0.00E+00	2.42E+05	6.53
0.25	0.00011111	0.578	0.86611	0.69	0.00E+00	2.42E+05	6.53
0.27083	0.00033333	0.6	0.86134	0.69	0.00E+00	2.43E+05	6.53
0.29167	0.001	0.597	0.84681	0.69	0.00E+00	2.60E+05	6.6
0.3125	0.001	0.604	0.85965	0.69	0.00E+00	2.38E+05	6.51
0.33333	0.0012222	0.616	0.86364	0.69	0.00E+00	2.25E+05	6.45
0.35417	0.0014444	0.623	0.87156	0.69	0.00E+00	2.13E+05	6.39
0.375	0.0011111	0.634	0.87097	0.69	0.00E+00	2.12E+05	6.38
0.39583	0.0012222	0.648	0.85845	0.69	0.00E+00	2.25E+05	6.45
0.41667	0.0013333	0.782	0.86449	0.69	0.00E+00	1.91E+05	6.28
0.4375	0.0012222	0.82	0.85915	0.69	0.00E+00	1.91E+05	6.28
0.45833	0.0011111	0.83	0.86385	0.69	0.00E+00	1.83E+05	6.24
0.47917	0.0018889	0.838	0.89041	0.69	0.00E+00	1.53E+05	6.05
0.5	0.00066667	0.842	0.90204	0.69	0.00E+00	1.48E+05	6.02
0.52083	0.00022222	0.57	0.87333	0.69	0.00E+00	2.72E+05	6.65
0.54167	0.010889	0.343	0.89976	0.69	0.00E+00	3.88E+05	7.05
0.5625	0.029667	0.196	0.88914	0.69	0.00E+00	5.13E+05	7.38
0.58333	0.040778	0.222	0.90661	0.69	0.00E+00	4.65E+05	7.26
0.60417	0.031333	0.218	0.89376	0.69	0.00E+00	4.75E+05	7.29
0.625	0.035778	0.24	0.8525	0.69	0.00E+00	4.85E+05	7.31
0.64583	0.027111	0.213	0.96615	0.69	0.00E+00	3.32E+05	6.87
0.66667	0.023222	0.26	0.97959	0.69	0.00E+00	2.55E+05	6.58
0.6875	0.0083333	0.412	0.93791	0.69	0.00E+00	2.32E+05	6.48
0.020833	0.0052222	0.42	0.9322	0.69	0.00E+00	2.30E+05	5.76
0.041667	0.014667	0.333	0.86792	0.69	0.00E+00	4.01E+05	6.23
0.0625	0.04	0.331	0.93182	0.69	0.00E+00	3.41E+05	6.09
0.083333	0.045222	0.281	0.97143	0.69	0.00E+00	3.42E+05	6.09
0.10417	0.052111	0.262	0.9656	0.69	0.00E+00	3.77E+05	6.18
0.125	0.046778	0.25	0.99299	0.69	0.00E+00	3.45E+05	6.1
0.14583	0.035889	0.237	0.9542	0.69	0.00E+00	3.48E+05	6.11
0.16667	0.029556	0.252	0.89394	0.69	0.00E+00	4.20E+05	6.27
0.1875	0.016556	0.401	0.92355	0.69	0.00E+00	2.69E+05	5.89
0.20833	0.006	0.538	0.89347	0.69	0.00E+00	2.48E+05	5.88
0.22917	0.004	0.564	0.88971	0.69	0.00E+00	2.35E+05	5.78
0.25	0.0028889	0.6	0.87356	0.69	0.00E+00	2.42E+05	5.8
0.27083	0.002	0.616	0.87698	0.69	0.00E+00	2.29E+05	5.76
0.29167	0.002	0.607	0.872	0.69	0.00E+00	2.36E+05	5.78
0.3125	0.0013333	0.621	0.86885	0.69	0.00E+00	2.33E+05	5.78
0.33333	0.0022222	0.637	0.85833	0.69	0.00E+00	2.41E+05	5.8
0.35417	0.00066667	0.65	0.86555	0.69	0.00E+00	2.28E+05	5.76
0.375	0.0011111	0.662	0.86441	0.69	0.00E+00	2.26E+05	5.75
0.39583	0.001	0.671	0.85837	0.69	0.00E+00	2.30E+05	5.76
0.41667	0.0012222	0.791	0.86087	0.69	0.00E+00	2.02E+05	5.66
0.4375	0.0012222	0.824	0.86522	0.69	0.00E+00	1.91E+05	5.62
0.45833	0.0011111	0.831	0.88987	0.69	0.00E+00	1.58E+05	5.47
0.47917	0.0014444	0.838	0.91489	0.69	0.00E+00	1.30E+05	5.32
0.5	0.001	0.845	0.92218	0.69	0.00E+00	1.26E+05	5.3
0.52083	0.0016667	0.588	0.9	0.69	0.00E+00	2.31E+05	5.77
0.54167	0.011556	0.362	0.90977	0.69	0.00E+00	3.58E+05	6.13
0.5625	0.029444	0.21	0.91435	0.69	0.00E+00	4.53E+05	6.34

0.58333	0.041222	0.245	0.96145	0.69	0.00E+00	3.96E+05	6.22
0.60417	0.031111	0.246	1.0046	0.69	0.00E+00	3.59E+05	6.13
0.625	0.035444	0.256	0.96394	0.69	0.00E+00	3.56E+05	6.13
0.64583	0.024556	0.232	0.9601	0.69	0.00E+00	3.52E+05	6.12
0.66667	0.021222	0.282	0.92593	0.69	0.00E+00	3.49E+05	6.11
0.6875	0.010556	0.453	0.93902	0.69	0.00E+00	2.35E+05	5.78
0.020833	0.006	0.536	0.89944	0.69	2.54E+03	0	7.66
0.041667	0.017333	0.355	1.0246	0.69	2370	0	7.51
0.0625	0.032	0.32	1.0026	0.69	2240	0	7.39
0.083333	0.045333	0.269	0.95977	0.69	2300	0	7.44
0.10417	0.045333	0.265	0.95349	0.69	2190	0	7.35
0.125	0.049111	0.245	0.9662	0.69	2280	0	7.44
0.14583	0.041111	0.236	0.96928	0.69	2370	0	7.51
0.16667	0.034222	0.276	0.93585	0.69	2410	0	7.55
0.1875	0.019333	0.452	0.8436	0.69	2500	0	7.63
0.20833	0.009	0.656	0.88489	0.69	2400	0	7.54
0.22917	0.0052222	0.681	0.8893	0.69	2410	0	7.55
0.25	0.0047778	0.665	0.88679	0.69	2420	0	7.56
0.27083	0.0034444	0.746	0.89063	0.69	2430	0	7.57
0.29167	0.0024444	0.74	0.88538	0.69	2440	0	7.57
0.3125	0.0023333	0.753	0.884	0.69	2440	0	7.58
0.33333	0.0021111	0.734	0.89113	0.69	2440	0	7.58
0.35417	0.0017778	0.736	0.88889	0.69	2450	0	7.58
0.375	0.0015556	0.755	0.8903	0.69	2460	0	7.59
0.39583	0.0013333	0.762	0.8913	0.69	2470	0	7.6
0.41667	0.0013333	0.77	0.88261	0.69	2470	0	7.6
0.4375	0.0013333	0.776	0.88987	0.69	2470	0	7.6
0.45833	0.00044444	0.78	0.89868	0.69	2470	0	7.6
0.47917	0.00077778	0.784	0.89427	0.69	2470	0	7.6
0.5	0.00077778	0.788	0.925	0.69	2450	0	7.58
0.52083	0.0025556	0.582	1.0039	0.69	2410	0	7.55
0.54167	0.012889	0.344	1.0776	0.69	2270	0	7.42
0.5625	0.031556	0.302	1.0608	0.69	2190	0	7.35
0.58333	0.038667	0.27	0.98869	0.69	2170	0	7.33
0.60417	0.039889	0.236	1	0.69	2300	0	7.45
0.625	0.032667	0.26	0.95254	0.69	2370	0	7.51
0.64583	0.022444	0.278	1.0027	0.69	2260	0	7.41
0.66667	0.020667	0.318	0.98592	0.69	2280	0	7.43
0.6875	0.011222	0.51	0.93168	0.69	2340	0	7.48

**Résumé : Estimation du Coefficient de Convection Massique  
Dans Les Conduites et dans les Milieux Poreux à L'aide  
De Réseaux de Neurones**

**E-mail. hadd 71@yahoo.fr**

Le but de cette étude est la mise en œuvre d'une technique basée sur Les réseaux de neurones artificiels de type multicouches (MLP), Pour l'estimation du coefficient de convection massique dans les conduites et les milieux poreux (lits fixes) pour des différents modes de convection et de régimes d'écoulement.



Dans une première étape et à partir de neuf corrélations issues de la littérature, nous avons développé d'une part un programme informatique Visual Basic dont les résultats sont portés sur Access pour la conception de la base de donnée qui comporte plus de 8606 valeurs et d'autre part un programme sur MATLAB pour optimiser le réseau de neurones en terme de minimisation de l'erreur relative moyenne du coefficient de convection massique. Le RNO conçu est testé avec satisfaction en phase de test et en terme d'interpolation (ERAM <1%) et plus au moins avec l'extrapolation (ERAM <5.4 %).

Dans une deuxième étape et afin de montrer la robustesse des réseaux de neurones pour l'estimation des coefficients de convection dans les procédés fortement non linéaires, la méthodologie développer est reconduite sur des données expérimentales tirées de la littérature et concernant l'estimation du coefficient de transfert thermique lors de séchage des produits agroalimentaires. Le RNO conçu reproduit avec une très bonne précision les données expérimentales et avec une estimation meilleure et plus précise que les corrélations empiriques.

**Mot clés :** *réseaux de neurones artificiels, coefficient du convection massique, coefficient du convection thermique, modèle neuronal, milieux poreux, lits fixes, modélisation.*

**Abstract: Estimate of the Convective Mass coefficient in the pipes and the porous mediums using neural networks**

The aim of this study is the implementation of a technique based on the artificial neural networks of multi-layer type (MLP), for the estimate of the convective mass coefficient in the pipes and the porous media (pecked beds) for various modes of convective and modes of flow.

In a first stage and starting from nine correlations resulting from the literature, we developed on the one hand a data-processing program Visual BASIC and the results related to Access, for the data base design which comprises more than 8606 values and on the other hand a program on MATLAB to optimize the network of neurons in term of minimization of the average relative error of the mass convection coefficient. The conceived RNO is tested with satisfaction in phase of test and term of interpolation (ERAM < 1%) and at least with extrapolation (ERAM < 5.4 %)

In a second stage and in order to show the robustness of the networks of neurons for the estimate of the convection coefficients in the strongly nonlinear processes, methodology to develop is renewed on experimental data drawn from the literature and concerning the estimate from the thermal coefficient of transfer during drying of the agro-alimentary products. The RNO conceived reproduced with a very good precision the experimental data and with an estimate better and more precise than the empirical correlations.

**Key word:** *artificial neural networks, convective mass-transfer coefficients, neuronal models, convective heat-transfer coefficients, porous media, pecked beds, modeling.*