

**ÉVALUATION DES PERFORMANCES THERMIQUES ET  
ENVIRONNEMENTALES DES MURS VEGETALISES EN BETON LEGER DE  
SCIURE DE BOIS OU DE SCORIE : MODELISATION ET OPTIMISATION PAR  
RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)**

RAJAONARISON L Dina P(\*1), RANDRIANJA Roger(\*2), RAJAONARISON Eddie Frank(\*1)

(\*1) Institut d'Enseignement Supérieur d'Antsirabe Vakinankaratra

(\*2) Université d'Itasy

Auteur correspondant, e-mail : [heryzaiany@gmail.com](mailto:heryzaiany@gmail.com)

Antananarivo 101, Madagascar

## **RESUME**

Cet article met en lumière l'importance des matériaux de construction durables pour l'amélioration de l'efficacité thermique et la réduction de l'impact environnemental des bâtiments. Il présente des recherches prometteuses sur les bétons légers à base de sciure de bois ou de scories et les murs végétalisés, tout en offrant des outils et des recommandations pratiques pour leur mise en œuvre. Ces innovations constituent une étape importante vers des pratiques de construction plus durables et écoénergétiques, contribuant ainsi aux objectifs mondiaux de lutte contre le changement climatique.

**Mots clés : Murs végétalisés, Sciure de bois, Scorie, Thermique, Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)**

## **ABSTRACT**

This article highlights the importance of sustainable building materials for improving thermal efficiency and reducing the environmental impact of buildings. It presents promising research on lightweight concrete based on sawdust or slag and green walls, while offering practical tools and recommendations for their implementation. These innovations are an important step towards more sustainable and energy-efficient building practices, contributing to global goals to combat climate change.

**Keywords: Green walls, Sawdust, Slag, Thermal, Artificial Neural Networks (ARN)**

## **INTRODUCTION**

Le secteur de la construction est l'un des plus gros consommateurs d'énergie au niveau mondial, représentant environ 40% de la consommation totale d'énergie et 36% des émissions de CO<sub>2</sub> liées à l'énergie [1]. L'amélioration de l'efficacité énergétique des bâtiments est essentielle pour réduire la consommation d'énergie, diminuer les émissions de gaz à effet de serre et atténuer les impacts du changement climatique [2]. Les matériaux de construction et les techniques d'isolation jouent un rôle crucial dans la performance thermique des bâtiments. Les bétons légers, comme ceux à base de sciure de bois ou de scorie, offrent de meilleures propriétés thermiques grâce à leur faible densité et leur porosité élevée [3]. Ils contribuent à une meilleure isolation thermique, réduisant ainsi les pertes de chaleur en hiver et les gains de chaleur en été.

Les murs végétalisés et les bétons légers sont de plus en plus reconnus comme des solutions durables pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments [4]. Les murs végétalisés offrent une isolation thermique naturelle, réduisent les îlots de chaleur urbains et améliorent la qualité de l'air. L'utilisation de matériaux recyclés, comme la sciure de bois et la scorie, contribue également à la réduction des déchets et à la préservation des ressources naturelles.

Cette recherche vise à évaluer les performances thermiques et environnementales des murs végétalisés en béton léger, ainsi qu'à développer des modèles prédictifs et des recommandations optimisées. Les objectifs spécifiques incluent l'analyse des propriétés des bétons légers, l'évaluation de la performance isolante des murs végétalisés, l'utilisation de modèles de réseaux de neurones artificiels pour estimer les performances thermiques, et le développement de recommandations pratiques pour la conception et la mise en œuvre de murs végétalisés optimisés.

Cette recherche vise aussi à combler les lacunes actuelles dans la compréhension des performances thermiques et environnementales des murs végétalisés en béton léger, tout en fournissant des outils pratiques pour améliorer leur conception et leur utilisation dans la construction durable.

## **I. MATERIELS ET METHODES**

### **I.1 Formulation**

De nombreux chercheurs ont étudié le comportement des mélanges granulaires à partir de considérations théoriques et expérimentales, en vue d'optimiser la formulation des bétons de scories [5]. L'objectif principal pour les bétons classiques a toujours été de minimiser la porosité, ce qui conduit logiquement à une meilleure résistance mécanique sur le long terme. Pour les bétons légers, l'objectif est légèrement différent : il consiste à trouver des règles de mélange compatibles avec la composition des bétons, garantissant des résistances mécaniques acceptables, une faible densité et de bonnes propriétés physiques. Cependant, l'optimisation du mélange est compliquée par l'incompatibilité de ces caractéristiques.

#### **I.1.1 Sciure de bois**

Le bois, matériau d'origine végétale aux multiples usages, n'a pas encore pleinement révélé son potentiel dans l'industrie du béton. À Madagascar, des essences comme le pin maritime, le pin sylvestre, l'épicéa, le sapin et l'eucalyptus pourraient se prêter à cet usage. En effet, si leur sciure présente une composition chimique adéquate, elle peut servir d'additif dans la fabrication de ciment, voire d'agrégat pour la production de bétons. Dans

notre étude, nous avons utilisé de la sciure dont les particules ont une taille comprise entre 0,5 et 30  $\mu\text{m}$ . La distribution granulométrique des copeaux de bois est présentée dans la Figure 1.

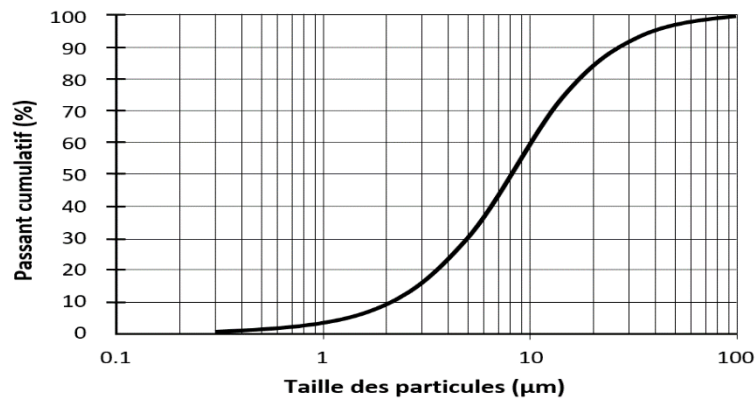


Fig.1: Courbe granulométrique de la sciure de bois.

L'utilisation directe de copeaux de bois comme granulats légers dans le béton est compromise par leur forte hygroscopicité. Pour pallier ce problème et améliorer les caractéristiques physiques des composites étudiés, notamment leur résistance à l'eau et leur stabilité dimensionnelle, un traitement de saturation d'eau des copeaux sur 24 heures est nécessaire avant leur mélange avec le ciment. Ce traitement vise à limiter l'absorption de l'eau d'hydratation du ciment par les copeaux, garantissant ainsi une hydratation complète du ciment anhydre.

Des recherches antérieures [6] ont montré que la silice amorphe présente dans les ballots de riz favorisait la liaison entre la pâte de ciment et les balles. Dans cette étude, nous émettons l'hypothèse qu'un traitement similaire de la sciure de bois à base de silicate produirait un effet comparable. Étant donné la solubilité partielle de la silice dans l'eau, une solution de silicate de sodium a été utilisée à une concentration de 100  $\text{kg}/\text{m}^3$ . La sciure de bois a ensuite été traitée avec cette solution, suivie d'un saignement avant le mélange avec le ciment. Les spectres infrarouges des échantillons de sciure non traitée et traitée sont présentés dans la Figure 2.

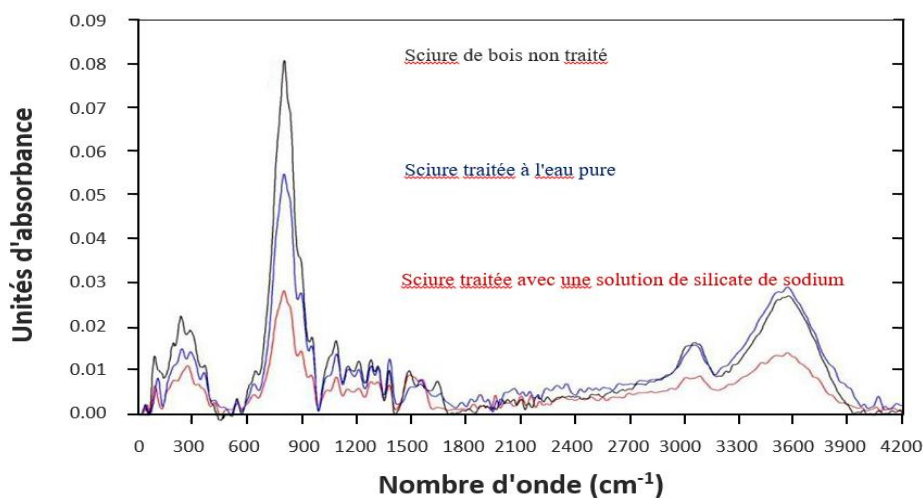


Fig. 2: Spectres infrarouges de la sciure de bois

L'analyse des spectres infrarouges révèle une similarité générale entre la sciure non traitée et traitée. Néanmoins, une observation plus attentive permet de détecter une

diminution de l'intensité d'absorption, particulièrement pour la sciure traitée au silicate de sodium.

### I.1.2 Ciment

Le ciment utilisé dans cette étude était de type I (ASTM C 150). Ses propriétés physiques et sa composition chimique sont présentées dans le Tableau 1.

*Tableau 1: Compositions chimiques et propriétés physiques du ciment*

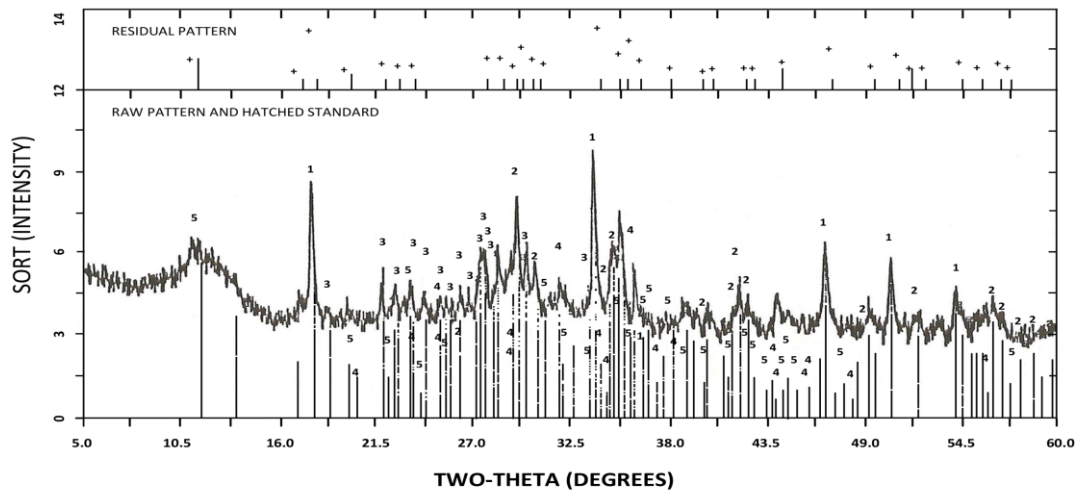
<b>Composition chimique</b>	<b>%</b>	<b>Propriétés Physiques</b>	<b>%</b>
SiO <sub>2</sub>	21.01	Densité relative (g/cm <sup>3</sup> )	3.12
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	5.39	Surface spécifique (Blaine) (cm <sup>2</sup> /g)	3350
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	3.23	Résistance à la compression à 2 jours (MPa)	21.0
CaO	62.11	Résistance à la compression à 7 jours (MPa)	28.0
MgO	1.98	Résistance à la compression à 28 jours (MPa)	42.0
Na <sub>2</sub> O	0.21	Temps de prise initial (min)	157
K <sub>2</sub> O	0.74	Temps de prise final (min)	235
SO <sub>3</sub>	3.1	Constance de volume (mm)	1.0

### I.1.3 Scorie

Les échantillons de scorie utilisés dans cette étude proviennent du site d'Antsirabe à Madagascar. Composée majoritairement de produits de projection, dont les scories constituent la fraction dominante, la masse totale de cette scorie n'a toutefois pas été évaluée.

Une série de tests d'identification et de caractérisation a été menée sur les échantillons de scorie. Des analyses chimiques ont été réalisées sur la poudre de scorie, tandis que la méthode de diffraction des rayons X sur poudre a permis d'étudier la structure cristalline des échantillons.

Pour cette analyse, un diffractomètre Siemens D500 a été utilisé, employant un rayonnement CuK $\alpha$  monochromatique d'une longueur d'onde  $\lambda = 1,7903 \text{ \AA}$ , une tension de 40 kV et un courant de 30 mA. Les résultats obtenus sont présentés dans la figure 3.



	FRACT	STANDARD		I/ICOR	FOM	
1	28	4.0733	CA (OH) 2	1.4	0.703	Slaked lime
2	25	24.0202	CA (MG. AL. FE) S120	1.2	0.498	Pyroxen
3	15	9.0465	(CA. NA) (SI. AL) 40	1.0	****	Calcic plagioclase
4	13	21.1257	(MGO.6FEO. 4) 2SIO	1.0	****	Olivine (rich in iron)
5	17	14.0083	CA4AL2C09. 11H2O	1.0	****	Para-alumohydrocalcite

Fig. 3: Analyse par diffraction des rayons X

Le tableau 2 présente les résultats des analyses chimiques, mettant en évidence les teneurs en silice, alumine et hématite. Ces dernières s'avèrent conformes aux limites imposées par la norme ASTM C618 relative aux scories.

Tableau 2 Composition chimique de la scorie.

Element	%
<b>s</b>	
SiO <sub>2</sub>	45.79
Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	15.68
Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	12.83
MnO	0.17
MgO	7.06
CaO	9.60
SO <sub>3</sub>	0.02
Na <sub>2</sub> O	3.54
K <sub>2</sub> O	1.39
TiO <sub>2</sub>	2.84
Cr <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	0.11
P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	0.60
LOI	0.31
Total	99.94

Le tableau 3 résume les différentes densités mesurées de l'échantillon, ainsi que la teneur en eau des agrégats à l'état naturel.

Tableau 3 Densités et teneur en eau de la scorie.

Symbole	Définition	Valeur
ph	Densité apparente des agrégats à l'état naturel	0.72
pg	Densité réelle des agrégats préformés	1.44
p <sub>vHg</sub>	Densité "réelle" par porosimètre à mercure	2.78
p <sub>Hg</sub>	Densité "apparente" par porosimètre à mercure	1.46
pa	Densité absolue des grains par picnomètre	2.85
w	Teneur en eau des agrégats à l'état naturel	6
e	Porosité des grains	0.49

(Réf)

La figure 4 illustre la distribution granulométrique des agrégats. On observe une augmentation de la teneur en poussière à mesure que l'on se rapproche de la surface du sol, tandis qu'elle diminue avec la profondeur.

Pour le matériau de densité moyenne 1,15 g/cm<sup>3</sup>, prélevé dans la carrière principale, la proportion moyenne de particules inférieures à 75 µm est comprise entre 0,4% et 0,6%.

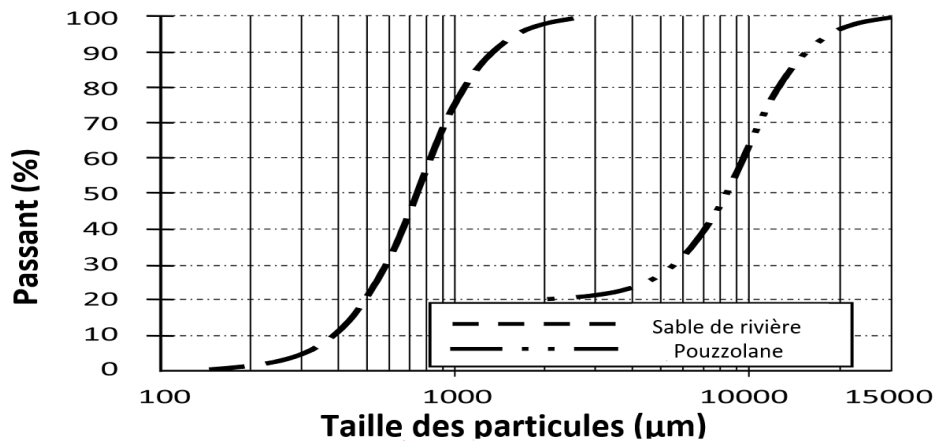


Fig. 4: Granulométrie des granulats (Réf)

#### I.1.4 Composition

La relation entre le rapport de vide théorique (e) et le volume absolu des agrégats (V<sub>abs</sub>) dans 1 m<sup>3</sup> de béton est décrite par la règle de mélange des agrégats, exprimée par l'équation (1) [7]:

$$e = \alpha V_{abs} + \beta \quad (1)$$

où  $\alpha$  et  $\beta$  sont des coefficients liés respectivement à la fraction de vide et à la forme des grains.

Les quatre séries d'expériences présentées dans le tableau 4 explorent l'influence de différents paramètres sur le rapport de vide théorique.

- Série A: Teneur en sciure de bois nulle, augmentation progressive de la quantité de ciment.
- Série B: Teneur en sciure de bois nulle, augmentation progressive de la quantité de sable par rapport au ciment.

- Série C: Augmentation progressive de la teneur en sciure de bois, teneur en eau presque constante, utilisation d'eau pure et de silicate de sodium pour le traitement de la sciure de bois.
- Série D: Évolution de la composition similaire à la série C, dosage de béton constant à 450 kg/m<sup>3</sup>.

Pour chaque série, plusieurs échantillons ont été préparés avec des pourcentages massiques de sciure de bois variables.

Tableau4 Composition des bétons (Réf)

Name <i>Specimens n°</i>	A			B			C				D			
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	4	1	2	3	4
Dosage (Kg/m <sup>3</sup> )	250	300	350	350	350	450	400	425	350	450	450	450	450	450
Sable de rivière	69	231	162	105	292	332	252	191	359	72	237	291	139	71
Ciment	81	92	124	115	116	115	132	132	109	147	123	114	136	137
Sciure	00	00	00	00	00	00	13	34	45	50	98	110	136	156
Eau	120	120	160	160	155	160	172	173	175	173	187	136	221	216
Scorie	537	493	537	537	357	300	384	469	259	537	332	231	401	465
Densité (Kg/m <sup>3</sup> )	1286	1396	1400	1330	1690	1748	1544	1522	1793	1463	1789	1780	1747	1732

Les étapes de préparation des éprouvettes:

1. Séchage des matières premières: Les matières premières (sable de rivière, sciure de bois, scorie et ciment) sont préalablement séchées pour garantir une teneur en eau homogène dans le mélange final.
2. Mélange à sec: Les matériaux secs sont introduits dans un malaxeur et mélangés pendant trois minutes à vitesse lente. Cette étape permet d'homogénéiser la répartition des granulats et du ciment.
3. Ajout de la sciure de bois saturée d'eau: La sciure de bois, préalablement saturée d'eau, est ajoutée au mélange sec. Le malaxage continue à vitesse lente pendant trois minutes pour assurer une distribution uniforme de la sciure de bois.
4. Incorporation progressive de l'eau de gâchage: L'eau de gâchage est ajoutée progressivement au mélange, en maintenant une vitesse de malaxage lente.
5. Mélange final: Une fois l'eau de gâchage entièrement incorporée, le mélange est homogénéisé à basse vitesse pendant trois minutes, puis à haute vitesse pendant une minute. Cette étape assure une distribution homogène de l'eau et des constituants du béton.
6. Moulage des éprouvettes: Le béton est coulé dans des moules de forme et de dimensions standard.
7. Curage humide: Les éprouvettes moulées sont conservées dans une salle humide à 20°C pendant 24 heures. Cette étape permet une hydratation progressive du ciment et le développement des propriétés mécaniques du béton.
8. Découffrage et conservation à sec: Après 24 heures de cure humide, les éprouvettes sont démoulées et conservées dans un environnement sec à 20°C jusqu'à l'âge de test souhaité.

## I.2 Les réseaux de neurones artificiels

### I.2.1 Neurones Formels

Un neurone formel est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique. Il se compose de trois parties : les entrées, le corps et la sortie. Les entrées correspondent aux dendrites du neurone biologique, tandis que la sortie correspond à l'arborisation terminale. La liaison entre deux neurones différents s'effectue entre la sortie de l'un et l'entrée de l'autre. Le signal généré par un neurone formel a la même fonction que celle des neuromédiateurs d'un neurone biologique 1.

Les signaux provenant des autres neurones qui sont en contact avec un neurone formel sont reçus par ses entrées. Chaque entrée  $i$  est caractérisée par un nombre réel  $w_{ji}$  appelé « poids synaptique ». Lorsque le poids de connexion entre deux neurones  $i$  et  $j$  est nul, le potentiel de sortie  $e_i$  du neurone ne contribue pas à l'activation du neurone suivant 1. Parfois, la valeur de l'une des entrées est fixée à -1 et c'est le poids associé à celui-ci qui fixe le seuil d'activation du neurone. Le poids en question s'appelle « biais » du neurone. En modèle mathématique, le potentiel générateur est représenté par une somme pondérée  $a_i$  appelée « niveau d'activation » du neurone 1.

$$a_i = \sum_{i=1}^N w_{ji} e_i - \theta_j \quad (2)$$

Dans le cas d'un neurone à seuil, il ne s'active que si le produit scalaire du vecteur poids  $w_{ji}$  par le vecteur d'entrée  $e_i$  est supérieur au biais  $\theta_j$ .

Avant de devenir un potentiel de sortie du neurone  $j$ , le niveau d'activation  $a_i$  passe par une fonction  $\sigma$  dite "de transfert". Ainsi, le potentiel de sortie  $p_j$  du neurone  $j$  s'écrit :

$$p_j = \sigma(a_i) \quad (3)$$

Un neurone formel est un quadruplet  $(x, y, s, \sigma)$  où  $x$  est un vecteur de l'espace vectoriel  $\mathbb{R}^n$ ,  $y$  est un réel, et  $s$  et  $\sigma$  sont deux applications respectivement définies par :

$$\begin{aligned} s: \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ x &\rightarrow a = s(x) \\ \text{et } a &\rightarrow p = \sigma(a) \end{aligned} \quad (4)$$

Les variables  $x$  et  $y$  sont respectivement le motif d'entrée et la sortie du réseau. L'application  $s$  est appelée "fonction d'activation" et  $\sigma$  est la "fonction de transfert". L'application  $f$ , qui est composée de l'application  $\sigma$  suivie de l'application  $s$ , est "l'application de sortie" du neurone.

$$f = \sigma \circ s \quad (5)$$

La valeur intermédiaire  $a = s(x)$  est appelée "niveau d'activation" ou "potentiel d'activation" du neurone.

### I.2.2 Fonction de transfert

Les fonctions de transfert sont des modèles mathématiques qui décrivent la relation entre l'entrée et la sortie d'un système linéaire. Les cinq fonctions de transfert les plus couramment utilisées sont la fonction seuil, la fonction linéaire, la fonction sigmoïde, la fonction hyperbolique et la fonction compétitive. Le choix de la fonction de transfert dépend du problème à résoudre.

La fonction seuil est une fonction caractéristique de  $\mathbb{R}^+$  définie par :

$$p = \begin{cases} \sigma_0(a) = 1 & \text{si } a \in \mathbb{R}^+ \\ \sigma_0(a) = 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (6)$$



À la sortie du neurone, la réponse est codée binaire. La valeur 1 peut être interprétée comme vraie, et l'autre comme fausse. La fonction seuil est utilisée surtout dans le problème de classification.

La fonction seuil symétrique est définie par :

$$p = \begin{cases} \sigma_0(a) = 1 & \text{si } a \in \mathbb{R}^+ \\ \sigma_0(a) = -1 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (7)$$

Elle a le même comportement que la première. Seules leurs valeurs de sortie sont différentes.

La fonction linéaire est la fonction identité  $\sigma_1$  qui associe tout réel  $n$  à lui-même.

$$\sigma_1(n) = n \quad (8)$$

Les fonctions de transfert sont des modèles mathématiques qui décrivent la relation entre l'entrée et la sortie d'un système linéaire. La sortie  $y$  d'un neurone admettant la fonction linéaire comme fonction de transfert correspond donc à son niveau d'activation  $n$ . En plus d'une simple fonction linéaire, deux autres fonctions constituent la famille de fonctions linéaires utilisées usuellement comme fonction de transfert d'un neurone formel : à savoir la fonction linéaire saturée et la fonction linéaire saturée symétrique.

La fonction linéaire saturée  $\sigma_{Ls}$  est définie par :

$$\sigma_{Ls} = \begin{cases} 1 & \text{si } n > 1 \\ qn & \text{si } 0 \leq n \leq 1 \\ 0 & \text{si } n < 0 \end{cases} \quad (9)$$

La fonction linéaire saturée symétrique  $\sigma_{ss}$  est définie par :

$$\sigma_{ss} = \begin{cases} 1 & \text{si } n > 1 \\ qn & \text{si } -1 \leq n \leq 1 \\ -1 & \text{si } n < -1 \end{cases} \quad (10)$$

L'équation de la fonction de transfert sigmoïde  $\sigma_g$  est donnée par :

$$\sigma_g(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (11)$$

L'intérêt de la fonction sigmoïde est sa continuité dans  $\mathbb{R}$  et son comportement proche de la fonction linéaire symétrique. La tangente hyperbolique est la version symétrique de la fonction sigmoïde. Elle est définie par :

$$\sigma_h(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (12)$$

La dernière fonction d'activation est la fonction compétitive définie par :

$$\sigma_s(n) = \begin{cases} 1 & \text{si } n = \max_i(n) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (13)$$

### I.2.3 Niveaux d'Activation Neuronale

Les neurones sont unis entre eux par des milliers de connexions synaptiques. Le niveau d'activation numérique  $a_j(t)$  d'un nœud est une mesure de l'activité du neurone à un moment donné.

Il est calculé en fonction de la somme pondérée des entrées reçues par le neurone et de la fonction d'activation appliquée à cette somme. La fonction d'activation détermine si le neurone doit être activé ou non et, dans le premier cas, le degré de cette activation.

En d'autres termes, le niveau d'activation numérique d'un neurone est une mesure de la réponse du neurone à un stimulus donné.



Fig.5: transmission d'un signal à d'autres neurones (Réf)

Plus le niveau d'activation est élevé, plus le neurone est susceptible de transmettre un signal à d'autres neurones 2

$$a_j(t + 1) = f_j(w_{ji}, a_i(t), \theta_j) \quad (14)$$

En général,

$$a_j(t + 1) = f_j(\sum w_{ji} a_i - \theta_j) \quad (15)$$

où la sommation s'étend sur les nœuds voisins

### I.3 Résolution du Problème Unidimensionnel par la Méthode des Éléments Finis

#### I.3.1 Modélisation Thermique par Éléments Finis : Analyse d'un Élément Bipoint pour la Conduction de Chaleur.

Imaginons un élément bipoint de longueur L caractérisé par des constantes A, λ, ρ, C<sub>p</sub>, q

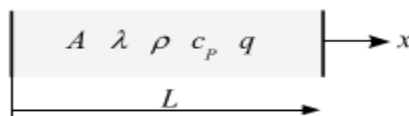


Fig.6: Paroi ayant deux points

La distribution de température dans l'élément est exprimée par :

$$T(x) = \left(1 - \frac{x}{L}\right) T_1 + \frac{x}{L} T_2 = \frac{1}{L} [L - xx] \begin{Bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{Bmatrix} = [N] \{T\} \quad (16)$$

Où T1 et T2 sont les températures nodales. On peut en déduire la matrice B :

$$[B] = \left[ \frac{\partial N_1}{\partial x} \quad \frac{\partial N_2}{\partial x} \right] = \frac{1}{L} [-1 \quad 1], \quad [B]^T = \frac{1}{L} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

la matrice de conductivité [k]

$$[k] = \int_V [B]^T \lambda [B] dV = \int_0^L \lambda A [B]^T [B] dx = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$$

la matrice de capacité [C] :

$$[C] = \int_V [N]^T \rho c_p [N] dV = \int_0^L \rho c_p A [N]^T [N] dx = \frac{\rho c_p A L}{6} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

et le vecteur flux {f} dû à source volumique d'intensité q :

$$\{f\} = \int_V [N]^T q dV = \int_0^L A q [N]^T dx = \frac{qAL}{2} \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

Le flux de chaleur, calculé à l'aide de la formule :

$$\varphi_x(x) = -\lambda \frac{\partial T}{\partial x} = -\lambda [B] \{T\} = -\frac{\lambda}{L} (T_2 - T_1)$$

, reste constant à travers l'élément.

### I.3.2 Modélisation Thermique par Éléments Finis: Analyse d'un Élément Trinodal Équidistant pour la Conduction de Chaleur

Imaginons un élément trinodal équidistant de longueur L caractérisé par des constantes A, λ, ρ, CP, q.

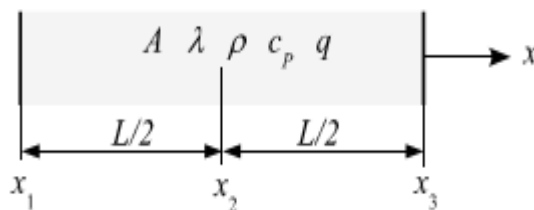


Fig. 7: Paroi à trois points

Les coordonnées et températures nodales sont (x1, T1) ; (x2, T2) et (x3, T3)

L'élément est isoparamétrique :

- Pour la représentation de la géométrie, nous avons :

$$\begin{cases} x(\xi) = [N] \begin{Bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{Bmatrix} = \frac{\xi(\xi-1)}{2} x_1 + (1-\xi^2)x_2 + \frac{\xi(\xi+1)}{2} x_3 = x_2 + \xi \frac{L}{2} \\ -1 \leq \xi \leq 1 \end{cases}$$

Le jacobien de cette transformation est donné par :  $J(\xi) = \frac{\partial x(\xi)}{\partial \xi} = \frac{L}{2}$

Pour la représentation du champ de températures, nous utilisons : **( Réf )**

$$T(\xi) = [N] \begin{Bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \end{Bmatrix} = \frac{\xi(\xi-1)}{2} T_1 + (1-\xi^2)T_2 + \frac{\xi(\xi+1)}{2} T_3$$

On en déduit l'expression de la matrice [B] :

$$[B] = [B_1 B_2 B_3] \text{ avec } B_i = \frac{\partial N_i}{\partial x} = \frac{1}{J} \frac{\partial N_i}{\partial \xi}$$

D'où

$$[B] = \frac{1}{L} [2\xi - 1 \quad -4\xi \quad 2\xi + 1]$$

Les matrices élémentaires sont données par :

- La matrice de conductivité [k] est obtenue par l'intégration suivante :

$$[k] = \int_{x_1}^{x_3} \lambda A [B]^T [B] dx$$

Cela peut être réécrit comme :

$$[k] = \int_{-1}^1 \lambda A [B]^T [B] J d\xi = \frac{\lambda A}{3L} \begin{bmatrix} 7 & -8 & 1 \\ -8 & 16 & -8 \\ 1 & -8 & 7 \end{bmatrix}$$

- La matrice de capacité [c] est obtenue par l'intégration suivante :

$$\begin{aligned} [c] &= \int_{x_1}^{x_3} pcpA [N]^T [N] dx \\ &= \int_{-1}^1 pcpA [N]^T [N] J d\xi = \frac{pcpAL}{30} \begin{bmatrix} 4 & 2 & -1 \\ 2 & 16 & 2 \\ -1 & 2 & 4 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

Le vecteur de flux résultant d'une source de chaleur uniformément répartie d'intensité volumique q est exprimé comme suit :

$$\{f\} = \int_{x_1}^{x_3} [N]^T A q dx = \int_{-1}^1 [N]^T A q J d\xi = \frac{qAL}{6} \begin{Bmatrix} 1 \\ 4 \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (18)$$

Il est important de souligner que la méthode d'évaluation paysagère se présente comme une approche systématique essentielle pour la compréhension approfondie et l'interprétation du fonctionnement des paysages naturels. Les trois étapes clés de cette

méthode, à savoir la lecture du paysage, l'analyse paysagère et la synthèse de l'étude, offrent un cadre robuste pour appréhender la complexité des environnements naturels.

La modélisation du transfert thermique à travers un mur, en considérant ce dernier comme une résistance thermique, offre une approche simplifiée mais précieuse pour comprendre les flux de chaleur en régime permanent. La dépendance de cette résistance thermique à des paramètres tels que l'épaisseur du mur, sa conductivité thermique et sa surface souligne l'importance de ces facteurs dans la modélisation et la compréhension des phénomènes thermiques.

#### **I.4 Comparaison et Sélection de Modèles dans la Méthode de Différences Finies pour la Résolution de l'Équation de Conduction de Chaleur**

La méthode de différences finies propose trois types de modèles : le modèle implicite, le schéma de Crank-Nicholson, et le modèle explicite.

La sélection du modèle dépend de sa stabilité, conformément au théorème d'équivalence de Lax, qui stipule qu'un schéma aux différences finies linéaire et consistant est convergent uniquement s'il est stable

Le modèle implicite peut être instable. D'après la revue générale française de thermique n° 252 du décembre 1982 à la page 952 [8], le schéma de Crank-Nicholson est très avantageux car il est toujours stable et il minimise les erreurs de discrétisation. L'équation de discrétisation du transfert de chaleur dans le schéma de Crank -Nicholson s'obtient avec la relation suivante, en utilisant le changement de variable  $u=T-T_i$  où  $T_i$  est la température initiale du corps :

$$u_{i-1}^{j+1} - 2 \left(1 + \frac{1}{M}\right) u_i^{j+1} + u_{i+1}^{j+1} = -u_{i-1}^j + 2 \left(1 + \frac{1}{M}\right) u_i^j - u_{i+1}^j \quad (19)$$

j correspond à t et j+1 à t+dt

La relation établit un lien entre les températures discrètes aux nœuds i, (i + 1), et (i – 1) évaluées au temps j, et les températures correspondantes de ces nœuds au temps (n + 1). Dans cette équation, le paramètre sans dimension M est défini comme suit :

$$M_u = a \frac{\Delta t}{\Delta x^2} \quad (20)$$

Il s'agit du paramètre distinctif du schéma aux différences finies. Le nœud situé sur la face d'entrée est attribué à l'indice 0 (i = 0), suivi du nœud 1. En ce qui concerne la face d'entrée, l'équation de transfert selon le schéma de Crank-Nicholson se formule de la manière suivante :

$$u_1^{j+1} - \left(1 + \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^{j+1} = -u_1^j + \left(1 - \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^j - 2 \frac{h_e}{k} \Delta x * u_f \quad (21)$$

La méthode de sélection de maillage repose sur la comparaison entre la solution analytique d'un problème simple de mur semi-infini et la solution correspondante donnée par le schéma de Crank-Nicholson. Cette méthode est utilisée pour déterminer la finesse du maillage nécessaire pour obtenir une solution précise. En d'autres termes, elle permet de trouver le maillage optimal pour résoudre un problème donné.

#### **I.4.1 Équivalence entre la Solution Analytique et la Solution du Schéma de Crank-Nicholson pour la Température à l'Interface : Une Étude basée sur la Méthode des Différences Finies**

La température à l'interface en  $x = 0$ , à l'instant  $\Delta t$ , correspondant au premier intervalle de temps dans le schéma aux différences finies de la solution analytique, peut être exprimée de la manière suivante :

$$u(x = 0, t = \Delta t) = u_f \left[ 1 - \exp\left(\frac{h_e^2}{k^2} a \Delta t\right) \operatorname{erfc}\left(\frac{h_e}{k} \sqrt{a \Delta t}\right) \right] \quad (22)$$

La déduction de l'expression de la température à la face d'entrée selon le schéma de Crank-Nicholson provient de la relation suivante :

$$u_1^1 - \left(1 + \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^1 = -u_1^0 + \left(1 - \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^0 - 2 \frac{h_e}{k} \Delta x * u_f \quad (23)$$

$u_0^0 = 0$  et  $u_1^0 = 0$  puis que  $T(x, t=0)=T_i$  d'après la condition initiale.

En considérant que la température au premier point du milieu et au premier intervalle spatial, notée  $u_1^1$ , est significativement inférieure à la température du fluide  $u_f$ , l'expression de la température à la face d'entrée se transforme comme suit :

$$\left(1 + \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^1 = 2 \frac{h_e}{k} \Delta x \cdot u_f \quad (24)$$

Ainsi :

$$u(x = 0, t = \Delta t) = \frac{2 \Delta x \frac{h_e}{k} u_f}{1 + \frac{h_e}{k} \Delta x + \frac{\Delta x^2}{a \Delta t}} \quad (25)$$

L'équivalence entre la solution analytique et la solution fournie par le schéma de Crank-Nicholson se manifeste par la relation d'égalité suivante :

$$\frac{2 \Delta x \frac{h_e}{k}}{1 + \frac{h_e}{k} \Delta x + \frac{\Delta x^2}{a \Delta t}} = \left[ 1 - \exp\left(\frac{h_e^2}{k^2} a \Delta t\right) \operatorname{erfc}\left(\frac{h_e}{k} \sqrt{a \Delta t}\right) \right] \quad (26)$$

Cette équation implique deux variables inconnues, à savoir  $\Delta x$  et  $\Delta t$ . Sa résolution n'est possible que si une relation est établie entre ces variables. Nous allons définir :

$$y_1 = \frac{2 \Delta x \frac{h_e}{k}}{1 + \frac{h_e}{k} \Delta x + \frac{\Delta x^2}{a \Delta t}} \quad (27)$$

et

$$y_2 = \left[ 1 - \exp\left(\frac{h_e^2}{k^2} a \Delta t\right) \operatorname{erfc}\left(\frac{h_e}{k} \sqrt{a \Delta t}\right) \right] \quad (28)$$

En analysant l'évolution des fonctions  $y_1$  et  $y_2$  en fonction de  $\Delta x$  pour un  $\Delta t$  donné : Les graphiques C1 et C2 des fonctions  $y_1$  et  $y_2$  peuvent présenter soit deux points d'intersection, soit un seul, ou encore aucun point d'intersection.

#### I.4.2 Situation d'un mur composé de plusieurs couches

La discrétisation de l'équation de conservation de flux de chaleur par le schéma de Crank-Nicholson en méthode de différences finies s'opère de la manière suivante : la méthode implique l'extension de chaque milieu par une maille fictive dans l'autre milieu. Initialement, il est nécessaire de définir cette maille fictive dans chaque milieu avant de la prolonger de part et d'autre. D'autres auteurs [9] [10] ont choisi les paramètres de pas de temps et d'espace pour le mur bicouche selon certaines hypothèses, et ils ont présenté ces

diverses formulations à titre d'illustration uniquement. En présence de la solution analytique, il est possible de calculer directement la différence entre la solution analytique et la solution numérique obtenue par la méthode de différences finies.

Où :

$k_i$  : Conductivité du milieu  $i$

$a_i$  : Diffusivité du milieu  $i$

Voici un tableau qui résume les équations et les paramètres que nous avons mentionnés :

Tableau 5: Disposition des points de contrôle à l'interface

Équation / Paramètre	Description
$u_{i-1}^{j+1} - 2\left(1 + \frac{1}{M}\right)u_i^{j+1} + u_{i+1}^{j+1}$ $= -u_{i-1}^j + 2\left(1 - \frac{1}{M}\right)u_i^j$ $- u_{i+1}^j$	Équation qui régit le transfert thermique pour chaque milieu
$u_1^{j+1} - \left(1 + \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right)u_0^{j+1}$ $= -u_1^j$ $+ \left(1 - \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right)u_0^j$ $- 2\frac{h_e}{k} \Delta x * u_f$	Formule décrivant la température à l'interface d'entrée
$-u_{imax-1}^j + u_{imax}^j [(1 - 1/M_k) + K_a(1$ $+ 1/M_m)] - K_a u_{imax+1}^j$ $= u_{imax-1}^{j+1} - u_{imax}^{j+1} [(1$ $+ 1/M_k) + K_a(1$ $+ 1/M_m)] + K_a u_{imax+1}^{j+1}$	Condition à l'interface stipulant que la température doit être continue entre les deux milieux et que le flux de chaleur doit être conservé à l'interface entre les deux milieux
$K_a = (k_m \Delta x_k) / (K_k \Delta x_m); M_m$ $= (a_m \Delta t) / (\Delta x_m^2); M_k$ $= (a_k \Delta t) / (\Delta x_k^2)$	Paramètres pour la condition à l'interface
$M_1 = (a_1 \Delta t) / (\Delta x_1^2) = 1$	Paramètre M1 pour la première couche
$\Delta x_1 = 0,36k_1/h_e$	Pas d'espace $\Delta x_1$ pour la première couche
$\Delta t = (0,36k_1/(h_e \sqrt{a}))^2$	Pas de temps pour la première couche
$M_2 = 1$	Paramètre M2 pour la deuxième couche
$\zeta = (solutionanalytique$ $- solutionnumérique)$ $/solutionanalytique$ $* 100$	Pourcentage d'écart entre la solution analytique et solution numérique

La condition à l'interface stipule que la température doit être continue entre les deux milieux, c'est-à-dire que la température du milieu 1 doit être égale à la température du milieu 2 ( $u_{milieu 1} = u_{milieu 2}$ ).

## II. RESULTATS ET INTERPRETATIONS

### II.1 Mur en béton de sciure de bois et scorie

Le tableau 5 résume les résultats des mesures de conductivité thermique et de diffusivité thermique des échantillons. On observe une augmentation de la conductivité thermique avec la teneur croissante en sable et en liant. Cela s'explique par le fait que l'ajout de sable comble les pores créés par les granulats plus grossiers.

Les résultats des échantillons c1 et c2 confirment clairement la diminution de la conductivité thermique avec l'augmentation de la teneur en sciure de bois, comme le mentionnent également Ines AMARA et al. [11]. Cette diminution est attribuable aux cavités d'air présentes entre les fines particules de sciure de bois. Ce comportement est attendu car le bois présente une conductivité thermique bien inférieure à celle du béton. Par conséquent, les valeurs obtenues démontrent le potentiel d'isolation thermique élevé du matériau, dépendant de la proportion de sciure de bois incorporée.

Une baisse importante de la conductivité thermique a été observée dès l'ajout de 0,5% de sciure de bois à l'échantillon de référence. Ce phénomène s'explique par le fait que le mélange d'un matériau isolant avec un matériau conducteur entraîne une réduction de la conductivité thermique globale. Cette observation justifie la diminution de la conductivité thermique à chaque augmentation du pourcentage de sciure de bois.

Tableau6: Valeurs des conductivités et diffusivités thermiques des bétons.

Name	$\lambda_a$ [W/mK]	$\delta$ [ $10^{-6}$ m <sup>2</sup> /s]
a1	0.257	0,271
a2	0.385	0,392
a3	0.380	0,390
b1	0.299	0,371
b2	0.524	0,530
b3	0.544	0,548
c1	0.480	0,503
c2	0.448	0,454
c3	0.652	0,550
c4	0.395	0,417
d1	0.609	0,521
d2	0.639	0,545
d3	0.556	0,478
d4	0.411	0,457

On observe une relation de proportionnalité directe entre le retrait et la quantité de sciure de bois et de scorie incorporée dans le béton. Il est important de noter que le retrait du béton de la série C exposé à l'air libre est plus important que celui des bétons des séries A ou B, et que l'ajout de sciure de bois amplifie encore ce phénomène.

Concrètement, le retrait mesuré varie de 790  $\mu\text{m/m}$  pour les bétons des séries A et B à 1850  $\mu\text{m/m}$  pour les bétons des séries C et D avec 156  $\text{kg/m}^3$  de sciure de bois et 465  $\text{kg/m}^3$  de scorie.

Le traitement préalable de la sciure de bois permet de réduire considérablement son absorption d'eau lors de son incorporation dans le béton. Dans le cas du béton D1, avec 90



kg/m<sup>3</sup> de bois, la valeur mesurée du retrait est presque 7 fois moins élevée après traitement (2,8%) qu'avant (19,1%).

L'impact de la structure poreuse d'un matériau sur sa conductivité thermique est bien établi [12]. En effet, le béton de chanvre produit par projection affiche une conductivité thermique pouvant atteindre 0,49 W/m K pour une masse volumique de 550 kg/m<sup>3</sup> [13]. Ces propriétés isolantes remarquables le distinguent nettement du béton de scories, dont les valeurs de conductivité thermique oscillent entre 0,206 et 0,616 W/m K.

Les variations de diffusivité suivent une tendance similaire à celles de la conductivité suite à l'incorporation de sciure et de sable. Les bétons à forte teneur en sable présentent la diffusivité la plus élevée. Cette observation s'explique par la compacité de ces grains.

## II.2 Résolution Analytique d'un Problème de Conduction Thermique avec un Réseau de Neurones Multicouches

Dans cette section, examinons à nouveau la résolution analytique du problème de conduction thermique d'un mur monocouche en bois. Ce mur a ses deux faces externes en contact, l'une avec l'air atmosphérique et l'autre avec l'ambiance intérieure d'un espace. La solution obtenue correspond à celle d'un mur semi-infini, formulée comme suit :

$$T(x, t) = T_i + (T_f - T_i) * \left[ \operatorname{erfc} \left( \frac{x}{2\sqrt{at}} \right) - \exp \left( -\frac{h_e}{k} x + \frac{h_e^2}{k^2} at \right) \operatorname{erfc} \left( \frac{h_e}{k} \sqrt{at} + \frac{x}{2\sqrt{at}} \right) \right] \quad (29)$$

Où

$a$  : Coefficient de diffusivité

$k$ : Conductivité du matériau

$h_e$ : Coefficient de convection extérieur de l'air

$T_i$ : Température initiale du mur et température à l'intérieur

$T_f$ : Température de l'air extérieur

En utilisant TensorFlow, la donnée d'entrée pour notre réseau de neurones est symbolisée par une matrice ligne notée  $X$  avec sept colonnes, structurée comme suit :

$$X = [x \quad t \quad a \quad k \quad h_e \quad T_i \quad T_f]$$

La taille de la matrice contenant les valeurs des poids de connexion, ou matrice de poids, de la couche cachée est déterminée par le nombre de points d'entrée et le nombre de neurones composant la couche cachée. Par conséquent, cette matrice aura sept lignes et un nombre de colonnes correspondant au nombre de neurones de la couche. Ainsi, la matrice de poids de la couche cachée, notée  $W_{C1}$ , peut être exprimée par :

$$W_{C1} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{7,1} & w_{7,2} & \cdots & w_{7,n} \end{bmatrix}$$

La matrice de biais, que nous notons  $B_{C1}$ , est structurée en une seule ligne, et le nombre de ses colonnes dépend également du nombre de neurones dans la couche cachée.

$$B_{C1} = [b_1 \quad b_2 \cdots b_n]$$

La matrice de sortie  $A_1$  de la première couche est calculée selon l'équation suivante :

$$A_1 = TF((X.W_{C1}) + B_{C1}) \quad (30)$$

TF, la fonction d'activation de la couche cachée, est intégrable selon Riemann. Dans notre situation, le système à modéliser n'a qu'une seule sortie. Par conséquent, la deuxième couche, qui est la couche de sortie, est constituée d'un seul neurone. Le nombre d'entrées de ce neurone est déterminé par le nombre de sorties de la couche précédente. La matrice de poids de la couche de sortie, notée  $W_S$ , est donc une matrice colonne. Le nombre de lignes de cette matrice est déterminé par le nombre de neurones de la couche cachée précédente.

$$W_S = \begin{bmatrix} W_{S,1} \\ W_{S,2} \\ \vdots \\ W_{S,n} \end{bmatrix}$$

La matrice de biais pour cette couche de sortie, notée  $B_S$ , se résume à une seule valeur :

$$B_S = [bs]$$

La fonction d'activation de la couche de sortie doit être linéaire pour que notre Perceptron Multicouche (PMC) soit un réseau de neurones capable d'approximer une fonction. La fonction  $f(x)=x$  est adéquate pour être la fonction d'activation de la couche de sortie. Par conséquent, l'équation de sortie est formulée comme suit :

$$S(X) = A_1.W_S + B_S \quad (31)$$

$$S(X) = [TF((X.W_{C1}) + B_{C1}).W_S] + B_S \quad (32)$$

L'équation (32) illustre la relation entre les entrées et la sortie de notre réseau de neurones multicouches. Cette relation est mise en œuvre dans le code Python suivant :

```
cs= tf.add(tf.matmul(tf.nn.softplus(tf.add(tf.matmul(x, wc1), bc1)), ws),bs))
```

Dans le code mentionné précédemment, les fonctions `tf.add()` et `tf.matmul()` correspondent respectivement à l'addition matricielle et au produit scalaire. La fonction d'activation que nous utilisons est `tf.nn.softplus()`.

Durant la phase d'apprentissage et optimisation avec l'algorithme ADAM dans un modèle de réseau de neurones, nous fournissons à notre modèle des données d'entrée et de sortie vers lesquelles il doit tendre. Les données d'entrée servent à stimuler notre réseau de neurones et les données de sortie sont utilisées pour évaluer la performance de notre modèle. En Python, la performance ou la perte est exprimée de la manière suivante : `loss= tf.reduce_mean(tf.square(y - pred))`

Le calcul du carré de l'écart entre la valeur cible  $y$  et la prédiction  $pred$  est effectué par le code `tf. Square(y-pred)`. Ensuite, la fonction `tf. reduce_mean ()` est utilisée pour calculer la moyenne de ces carrés.

L'algorithme ADAM [14], qui est intégré dans la bibliothèque TensorFlow, gère le processus d'apprentissage. Pour optimiser et minimiser la performance, l'optimiseur ADAM est appelé à l'aide du code Python ci-après :

```
optimizer = tf.train.AdamOptimizer(learning_rate=1e-2).minimize(loss)
```

### II.3 Mur végétalisé en béton de sciure et scorie

La figure 8 représente l'évolution de la température ambiante d'un mur plan végétalisé (MPV) en fonction du temps. Le MPV a une épaisseur de 22 cm et est exposé à une température initiale de 20°C du côté ambiance, avec une convection d'air de 30°C du côté extérieur.

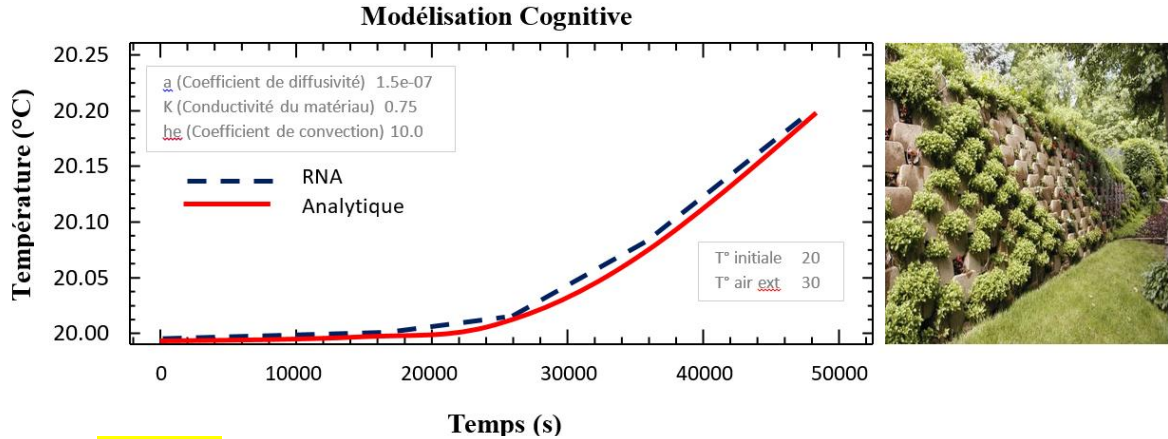


Fig.8: Evolution des températures dans le mur 22 végétalisé sur 12 heures? Courbes analytique et RNA de la simulation

La courbe bleue (RNA) représente la température ambiante calculée par un réseau de neurones artificiels (RNA) en utilisant les paramètres du MPV. La courbe rouge (analytique) correspond à la température ambiante obtenue par une solution analytique basée sur l'équation de la chaleur.

Sur une période de simulation de 12 heures (43200 secondes), la figure montre que la courbe RNA est parfaitement superposée à la courbe analytique, indiquant que le RNA a bien appris à modéliser le comportement thermique du MPV.

De plus, la figure illustre la température ambiante atteignant une valeur quasi-constante de 20,15°C après un certain temps, marquant l'équilibre thermique entre le MPV et son environnement. Selon la figure, ce temps d'équilibre est d'environ 40000 secondes, soit un peu plus de 11 heures. Cela suggère que le mur atteint une stabilité thermique après cette période, indiquant une capacité efficace du MPV à réguler la température ambiante.

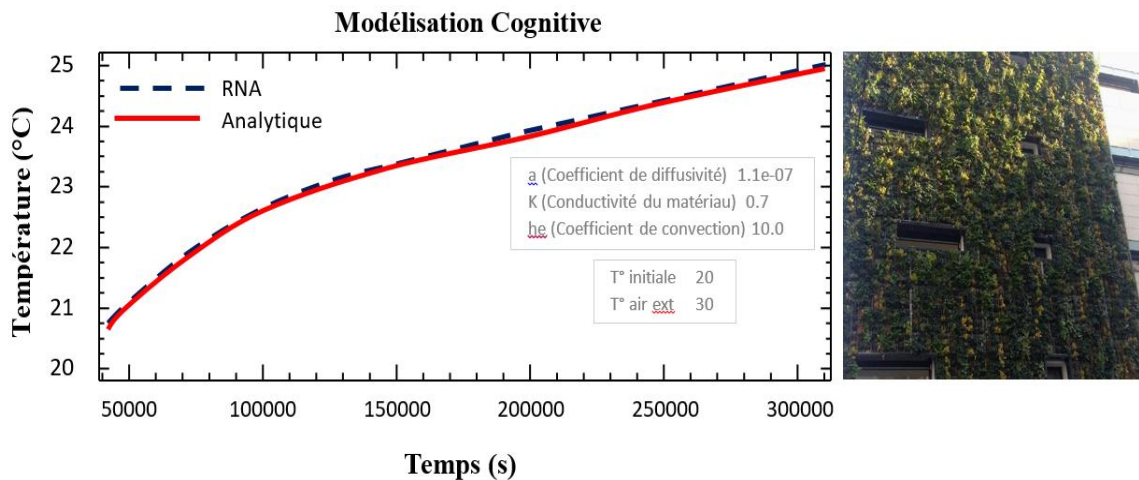


Fig. 9: Simulation des courbes de températures RNA et analytique du mur11 en béton végétalisé sur 96 heures

La figure9 présente une simulation du comportement thermique d'un mur plan végétalisé en béton léger de scorie d'une épaisseur de 11 cm, soumis à une température initiale de 20°C du côté ambiance et à une convection d'air de 30°C du côté extérieur, sur une période de 96 heures.

La simulation montre que la courbe de RNA est parfaitement superposée à la courbe analytique, indiquant que la simulation est en accord avec la théorie. La température ambiante maximale de 25°C est atteinte au temps 350000 secondes, marquant le point d'intersection des deux courbes sur le graphique. Cette observation confirme la précision de la simulation et sa conformité aux principes théoriques.

Ce résultat démontre l'efficacité des murs végétalisés en tant que moyen d'améliorer l'isolation des bâtiments.

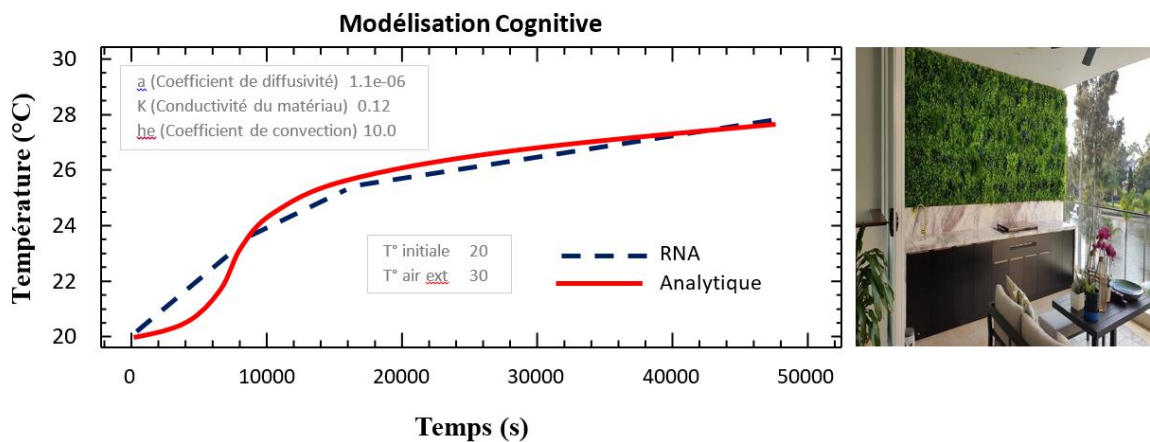


Fig. 10: Courbes analytiques et RNA illustrant l'évolution des températures dans le mur 7 en végétalisé, simulées sur une période de 12 heures

La figure10 met en perspective le comportement thermique d'un mur végétalisé, couvert de plantes pour des avantages écologiques et thermiques. Le RNA, utilisé pour prédire ce comportement, s'adapte aux conditions environnementales, apprenant des données expérimentales ou numériques.

Le graphique compare les prédictions du RNA avec un modèle analytique, simplifié et n'incluant pas les effets de la végétation. On observe que le RNA reproduit précisément le modèle analytique pour un temps supérieur à 66667 s, démontrant une bonne assimilation des caractéristiques thermiques du mur. En revanche, pour un temps inférieur à 66667 s, le RNA présente une légère divergence avec le modèle analytique, indiquant sa prise en compte des effets de la végétation et de la modification de la résistance thermique du mur. Le graphique souligne également que la température ambiante de 26,5°C est atteinte au bout de 40000 s, soit environ 11 heures et 7 minutes.

## II.4 Validation des Modèles

### II.4.1 Validation des modèles par comparaison aux données expérimentales

Afin de confirmer la fiabilité des modèles développés, une comparaison approfondie a été effectuée entre les résultats des simulations et les données expérimentales obtenues lors des tests thermiques réalisés sur les prototypes de murs végétalisés. Cette étape de

validation est essentielle pour garantir la précision et la justesse des prédictions fournies par les réseaux de neurones artificiels (RNA).

## **1. Méthodologie de validation**

La méthodologie de validation mise en œuvre s'articule autour des étapes suivantes :

- Sélection de scénarios climatiques représentatifs: Une sélection rigoureuse de scénarios climatiques représentatifs des conditions réelles d'utilisation a été effectuée pour alimenter les simulations.
- Collecte de données expérimentales: Des données expérimentales ont été recueillies dans des conditions contrôlées et en situation réelle afin de disposer d'un ensemble de référence fiable.
- Comparaison quantitative: Une comparaison quantitative détaillée a été menée entre les résultats des simulations et les mesures expérimentales, permettant d'évaluer la précision des modèles.

## **2. Analyse des écarts**

Suite à la comparaison, une analyse approfondie des écarts observés entre les résultats simulés et les données réelles a été réalisée :

- Identification des écarts: Les écarts entre les valeurs simulées et les mesures expérimentales ont été identifiés et quantifiés.
- Analyse des causes: Une analyse approfondie des causes potentielles des écarts a été menée, prenant en compte les simplifications effectuées dans le modèle et les variations inhérentes aux conditions expérimentales.

Cette analyse minutieuse des écarts a permis d'améliorer la compréhension du comportement des murs végétalisés et de raffiner les modèles de simulation pour une meilleure précision des prédictions.

### **II.4.2 Ajustements et amélioration des modèles RNA**

Suite à l'analyse des écarts observés entre les résultats simulés et les données expérimentales, des ajustements ciblés ont été apportés aux modèles RNA afin d'améliorer la précision et la robustesse. Ces modifications visent à affiner les prédictions et à mieux prendre en compte les complexités du comportement des murs végétalisés.

## **1. Processus d'optimisation**

L'optimisation des modèles RNA s'est déroulée selon un processus rigoureux comprenant les étapes suivantes :

- Ajustement des paramètres: Les paramètres des modèles, tels que les poids des neurones et les fonctions d'activation, ont été finement ajustés pour minimiser les erreurs de prédiction et optimiser l'apprentissage.
- Introduction de nouvelles variables: De nouvelles variables ou de nouvelles couches ont été introduites dans le réseau neuronal afin de capturer des phénomènes physiques ou environnementaux non pris en compte initialement.

Cette intégration vise à enrichir le modèle et à améliorer sa capacité à représenter la réalité complexe des murs végétalisés.

## **2. Évaluation post-optimisation**

Une fois les ajustements effectués, les modèles optimisés ont été soumis à une évaluation rigoureuse pour valider leur performance améliorée :

- Revalidation avec un ensemble de données de test: Les modèles modifiés ont été revalidés à l'aide d'un ensemble de données de test distinct de celui utilisé pour l'entraînement initial. Cette étape permet d'évaluer la généralisation des modèles et leur capacité à prédire des données non vues auparavant.
- Analyse comparative des performances: Les performances des modèles avant et après optimisation ont été comparées méticuleusement en termes de précision, de robustesse et de capacité à capturer les complexités du comportement des murs végétalisés. Cette analyse comparative permet de quantifier l'impact des ajustements apportés et de confirmer l'amélioration des modèles.

En suivant cette méthodologie d'optimisation et d'évaluation rigoureuse, les modèles RNA ont été considérablement améliorés, offrant une précision accrue et une meilleure représentation du comportement des murs végétalisés.

### **II.4.3 Recommandations pour la conception de murs végétalisés optimisés**

Fruit de la recherche menée et des modèles optimisés, ce guide de conception a pour objectif d'assister les architectes et les ingénieurs dans la conception de murs végétalisés performants.

#### **1. Sélection des matériaux**

Le choix des matériaux de construction des murs végétalisés joue un rôle crucial dans leur performance thermique et environnementale. Les recommandations suivantes s'appuient sur les résultats de l'étude :

- Bétons légers de sciure de bois: Ces matériaux présentent des avantages notables en termes d'isolation thermique, de disponibilité locale et de faible impact environnemental.
- Bétons légers de scorie: Issus de la valorisation des sous-produits industriels, les bétons légers de scorie offrent une performance thermique élevée, une résistance mécanique importante et contribuent à l'économie circulaire.

#### **2. Choix des plantes**

La sélection des végétaux constitue un élément clé de l'optimisation des murs végétalisés. Les recommandations suivantes visent à garantir une performance thermique optimale et un entretien facilité :

- Prioriser les espèces locales: Privilégier les plantes adaptées aux conditions climatiques locales pour assurer leur croissance et leur résistance.

- Végétation à haute capacité d'isolation thermique: Favoriser les espèces présentant une densité foliaire élevée et une capacité d'ombrage efficace pour optimiser l'isolation thermique du mur.
- Faible demande en eau: Sélectionner des plantes à faible besoin en eau pour minimiser les besoins d'irrigation et réduire la consommation d'eau.

En suivant ces recommandations, les architectes et les ingénieurs peuvent concevoir des murs végétalisés performants sur le plan thermique, respectueux de l'environnement et nécessitant un entretien minimal.

### **III. CONCLUSION GENERALE**

Cet article démontre le potentiel des murs végétalisés en béton léger de sciure de bois ou de scorie comme solution durable et performante pour la construction. Les résultats clés de la recherche révèlent des performances thermiques supérieures, où les bétons légers de sciure de bois et de scorie affichent une conductivité thermique plus faible et une capacité thermique plus élevée que les bétons traditionnels, ce qui améliore l'isolation thermique des bâtiments.

Les murs végétalisés fonctionnent comme une barrière isolante supplémentaire, optimisant la régulation de la température et de l'humidité intérieure, et favorisant ainsi le confort thermique des occupants. Des modèles de réseaux de neurones artificiels ont été développés pour prédire et optimiser les performances thermiques des murs végétalisés, permettant de sélectionner les compositions de béton léger et les types de végétation les plus efficaces.

Les bétons légers de sciure de bois et de scorie réduisent les émissions de CO<sub>2</sub> et la consommation d'énergie lors de leur production. Les murs végétalisés contribuent à la gestion des ressources et à la réduction des déchets, renforçant ainsi leur caractère durable. Cet article apporte une contribution significative à la construction durable en offrant des solutions innovantes pour l'optimisation des matériaux et des techniques de construction, encourageant l'exploration de nouvelles combinaisons de matériaux et de techniques pour répondre aux défis de l'efficacité énergétique et de la durabilité environnementale.

## REFERENCES

- [1] Javier Cárceles Carrasco et al, Efficacité énergétique et construction durable : formation aux outils numériques pour les formateurs dans le secteur de la construction. (Project CONDAP). Universitat Politècnica de València. Numéro de référence -1-UK01-KA202-048122, 2018.
- [2] Wynn Chi-Nguyen Cam, Technologies pour l'Atténuation des Effets du Changement Climatique : Secteur du Bâtiment. Laboratoire National DTU à Risoe pour les Énergies Renouvelables. ISBN: 978-87-93130-46-3, 2012.
- [3] Gabriel Samson, Synthèse et propriétés de mousses minérales. École doctorale : SDLM, laboratoire : LGCGM EA 3913. DOI:10.13140/RG.2.1.2920.4325, 2015.
- [4] Jessica Champagne-Caron et al, LES MURS VÉGÉTALISÉS. Société québécoise de phytotechnologie. 3230, rue Sicotte, local E-300, ouest Saint-Hyacinthe QC J2S 2M2, 2012.
- [5] Yazid Chetbani, Contribution à la modélisation du comportement physico-mécanique des bétons à haute performances renforcés par divers types de fibres, Thèse de doctorat\_ Université Ziane Achour de Djelfa- Faculté des Sciences et de la Technologie. 2024
- [6] Marie DIETEMANN, Étude de la précipitation du silicate de magnésium amorphe assistée par ultrasons : synthèse, caractérisation et modélisation. Thèse en vue de l'obtention du doctorat de l'université de Toulouse. 2012.
- [7] Myriam Duc. Les argiles dans le génie civil : pathologies et propriétés remarquables. Matériaux. Université Paris Est - Marne-la-Vallée, 2020.
- [8] Abgrall M, Padet J, Etude par différences finies du transfert de chaleur in stationnaire dans un mur ; évaluation des erreurs et choix d'un maillage. Revue Générale du thermique n° 52, pages : 951- 962, décembre 1982.
- [9] Khaled CHAFFAR, Thermographie active appliquée à la caractérisation in situ de parois de bâtiment. THESE Pour obtenir le grade de Docteur de l'université d'Artois- Spécialité : Sciences pour l'ingénieur Option : Génie Civil, 2012.
- [10] MM.F. Leong et al, Méthodologie de modèles de simulation en hydrogéologie. Thèse à l'Institut national polytechnique de Lorraine. 78-SGN-655-HYD, 1978.
- [11] Ines AMARA et al, Détermination de la conductivité thermique d'une plaque isolante fabriquée par le ciment et les fibres de palmier : Modélisation et expérimentation. Laboratoire d'Etudes des Systèmes Thermiques et Energétiques (LESTE) Avenue Ibn Jazzar, 5019 Ecole Nationale d'ingénieur de Monastir, Tunis. Université de Monastir. IJSET pp 94-101, 2016.
- [12] Céline POULIER, Transferts thermiques au sein d'un matériau poreux : effet des interfaces dans une microstructure stable ou évolutive. Thèse pour obtenir le grade de docteur de l'université de Limoges Discipline : Sciences des Matériaux Céramiques et Traitements de Surface. 2007.
- [13] Brahim Mazhoud. Elaboration et caractérisation mécanique, hygrique et thermique de composites bio-sourcés. Matériaux. INSA de Rennes. Français. ffnNT : 2017ISAR0024ff, 2017.
- [14] Jan Schäfer, Adaptive Moment Estimation : comprendre Adam et l'utiliser correctement. Konfuzio, 2023.



