

# DECRYPTAGE DES ÉCOSYSTEMES VERTICAUX : BARRIERES NATURELLES CONTRE LE BRUIT ET LES TEMPETES DANS L'ÉCOREGION DE L'OCEAN INDIEN

Rajaonarison L Dina P, Rajaonarison Henintsoa K, Rajaonarison Ken E, Rajaonarison Eddie

Franck (\*)

Institut d'Enseignement Supérieur d'Antsirabe Vakinankaratra, Antananarivo 101, Madagascar

(\*) e-mail : [heryzaiany@gmail.com](mailto:heryzaiany@gmail.com)

## Résumé

Cette étude démontre que les murs végétalisés sont bénéfiques pour les villes, en agissant comme des défenses contre le bruit et les cyclones, et en améliorant les prévisions météorologiques avec l'aide de l'intelligence artificielle. En choisissant soigneusement les plantes et en perfectionnant les supports, ces murs contribuent à une meilleure qualité de vie et à une plus grande résistance aux intempéries. L'approche globale de l'étude, alliant bio-ingénierie, acoustique, thermique et informatique, révèle comment l'urbanisme peut être à la fois écologique et avancé technologiquement, menant vers des cités plus belles et robustes.

*Mots clés : Murs végétalisés, Thermique, Acoustique, Cyclones, Réseaux de Neurones Artificiels (RNA).*

## I. INTRODUCTION

Les régions côtières du bassin sud-ouest de l'océan Indien sont régulièrement exposées aux ravages destructeurs des cyclones, des phénomènes météorologiques caractérisés par des vents violents et des précipitations intenses [1]. Ces événements extrêmes engendrent des dommages matériels considérables, des perturbations économiques importantes et des nuisances sonores significatives [2], affectant ainsi la qualité de vie des résidents des zones urbaines exposées [3].

Dans ce contexte, cet article se propose d'explorer le potentiel des murs végétalisés comme solution innovante pour atténuer le bruit induit par les cyclones dans le bassin sud-ouest de l'océan Indien. En s'appuyant sur une analyse approfondie des influences des vents violents et des précipitations intenses sur la production de bruit, l'article examine les limitations des méthodes traditionnelles d'atténuation acoustique et souligne la nécessité de solutions adaptées aux conditions spécifiques de cette région.

Parallèlement, l'article s'intéresse à l'impact des murs végétalisés sur les paramètres météorologiques locaux et à leur éventuelle intégration dans les modèles prédictifs des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA). Cette approche vise à renforcer la gestion des risques cycloniques dans le SWIO en offrant une meilleure anticipation des phénomènes météorologiques extrêmes.

En combinant ces deux perspectives, l'article vise à démontrer le double rôle des murs végétalisés comme barrières naturelles contre le bruit et les tempêtes dans l'écorégion de l'océan Indien. L'étude explore non seulement leur capacité à atténuer le bruit cyclonique, mais également leur potentiel à améliorer la précision des prévisions des cyclones tropicaux, contribuant ainsi à une gestion plus efficace des risques et à une meilleure protection des populations vulnérables.

## II. MATERIELS ET METHODES

## II.1. Collecte de données, Modélisation d'un mur végétalisé avec conditions aux limites et Conception adaptée aux conditions cycloniques locales

L'objectif de cette section intégrée est de présenter une démarche holistique englobant la collecte de données météorologiques, la modélisation du transfert de chaleur à travers un mur végétalisé, et la conception de murs végétalisés résilients aux conditions cycloniques locales. Cette approche multidisciplinaire vise à optimiser les bénéfices écologiques et thermiques des murs végétalisés tout en assurant leur durabilité dans des environnements soumis à des conditions météorologiques extrêmes.

### II.1.1. Collecte de Données et Contexte

Les cycles cycloniques sont plus forts au sol qu'en altitude [4].” Le type de cyclones tropicaux dépend du bassin océanique dans lequel ils se produisent [5]. On distingue : les ouragans qui se répandent dans l'Atlantique Nord, les Caraïbes et le Pacifique Nord-Est ; les typhons dans le Pacifique Nord-Ouest et les cyclones dans le bassin de l'océan Indien, l'Australie et le Pacifique Sud. Les cyclones tropicaux sont l'un des phénomènes physiques qui existent encore par an. De 80 à 85 cyclones se produisent en moyenne selon les recherches statistiques effectuées au cours des 20 dernières années, [6] (cf tableau 1)

Tableau 1 : Activité cyclonique dans les différents bassins océaniques

Bassin océanique	Nombre moyen de systèmes	Nombre moyen d'ouragan ou cyclone ou typhon
Atlantique	9.4 (11%)	5.4 (12%)
Pacifique Nord-Est	16.5 (20%)	8.9 (20%)
Pacifique Nord-Ouest	25.7 (31%)	16 (36%)
Océan Indien Nord	5.4 (6%)	2.5 (6%)
Océan Indien Sud-Ouest	10.4 (12%)	4.4 (10%)
Océan Indien Sud-Est	6.9 (8%)	3.4 (8%)
Australie-Pacifique Sud	9 (11%)	4 (9%)

Selon les données du CMRS (Centre météorologique régional spécialisé), le domaine du bassin de l'océan Indien sud-ouest (BSOOI) s'étend de 30° E à 90° E en longitude et de 0° S à 40° S en latitude (Figure 1) [7]. En moyenne, 12% de l'activité cyclonique annuelle globale de BS001 se sont produits dans BS001, et il y a eu environ 10 tempêtes tropicales, dont 4 ont abouti à la phase de cyclone tropical [8] (cf tableau 1).

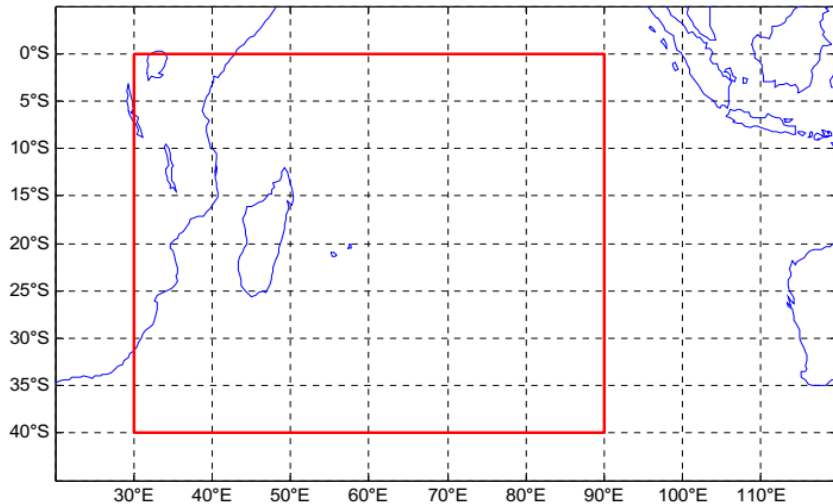


Figure 1: Carte représentant le bassin de l’océan Indien sud-ouest (BSOOI).

Les perturbations cycloniques se forment entre les détroits du Mozambique, entre 15° S et 20° S, sur l’océan Indien, entre 10° S et 15° S, et existent dans la zone de convergence intertropicale (ZCIT) [9]. Ces phénomènes se développent dans BS00I, qui fait généralement face au sud. La saison cyclonique est étroitement liée à la saison chaude dans le sud (novembre-avril). En conséquence, 90% des perturbations se sont formées entre le 15 novembre et le 30 avril. Les mois les plus actifs sont janvier et février, qui représentent près de la moitié de l’activité cyclonique. Il y a eu deux maxima mineurs en décembre et mars, contenant chacun environ 15% de l’activité cyclonique, et les systèmes les plus intenses étaient plus intenses en moyenne en mars [10].

### II.1.2. Modélisation du Transfert de Chaleur : Méthode de différences finies

La méthode de différences finies est basée sur le développement en série de Taylor de la fonction  $v(x+h)$  [11] suivante :

$$v(x+h) = v(x) + h \frac{dv}{dx} + \frac{h^2}{2} \frac{d^2v}{dx^2} + \frac{h^3}{3!} \frac{d^3v}{dx^3} + \xi(h^4) \text{ avec } \lim_{h \rightarrow 0} \xi(h^4) = 0$$

L’idée est de remplacer la différence infinitésimale  $v'(xi) = \frac{dv(xi)}{dx}$  par la différence finie

$$\frac{v_{i+1} - v_i}{h}$$

#### II.1.2.1. Discrétisation de l’équation de la chaleur dans le cas de transfert de chaleur unidirectionnel

En choisissant un nœud fictif  $(i, j+\theta)$  avec  $0 \leq \theta \leq 1$  ;

L’équation de chaleur pour ce schéma s’écrit:

$$a^* \frac{\partial^2 T}{\partial x_{i, j+\theta}^2} = \frac{\partial T}{\partial t}_{i, j+\theta} \quad (1)$$

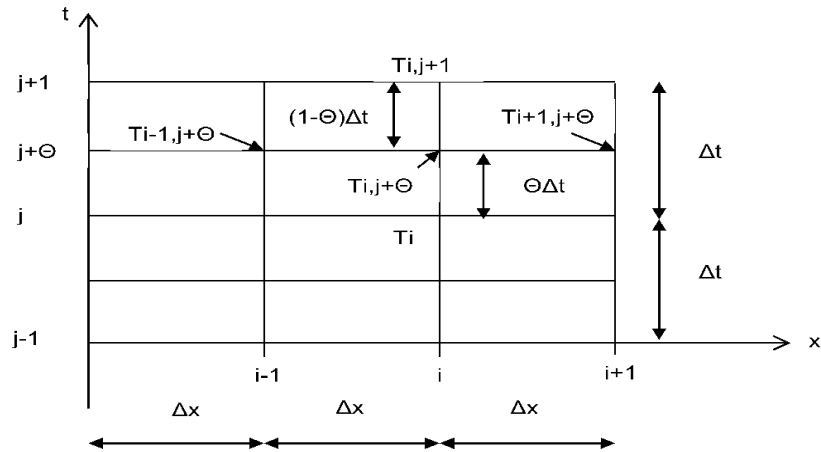


Figure 2 : maillage différences finies

Le développement en série de Taylor de la fonction de température par rapport à  $x$  arrêté jusqu'à l'ordre 2 s'écrit :

$$T(x + \Delta x) = T(x) + \Delta x \frac{\partial T}{\partial x} + \frac{\Delta x^2}{2} \frac{\partial^2 T}{\partial^2 x} + \mathcal{O}(\Delta x^3) \quad (2)$$

$$T(x - \Delta x) = T(x) - \Delta x \frac{\partial T}{\partial x} + \frac{\Delta x^2}{2} \frac{\partial^2 T}{\partial^2 x} + \mathcal{O}(\Delta x^3) \quad (3)$$

$$T_{i+1, j+\theta} = T_{i, j+\theta} + \Delta x \frac{\partial T}{\partial x_{i, j+\theta}} + \frac{\Delta x^2}{2} \frac{\partial^2 T}{\partial^2 x_{i, j+\theta}} + \mathcal{O}(\Delta x^3) \quad (4)$$

$$T_{i-1, j+\theta} = T_{i, j+\theta} - \Delta x \frac{\partial T}{\partial x_{i, j+\theta}} + \frac{\Delta x^2}{2} \frac{\partial^2 T}{\partial^2 x_{i, j+\theta}} + \mathcal{O}(\Delta x^3) \quad (5)$$

En ajoutant membre à membre les équations (4) et (5), nous avons:

$$\frac{\partial^2 T_{i, j+\theta}}{\partial^2 x} = \frac{T_{i+1, j+\theta} - 2T_{i, j+\theta} + T_{i-1, j+\theta}}{\Delta x^2} + \dots \quad (6)$$

La relation entre  $T_{i, j}$  ;  $T_{i, j+\Theta}$  et  $T_{i, j+1}$  est donnée par:

$$T_{i, j} = T_{i, j+\Theta} - \theta \Delta t \frac{\partial T}{\partial t_{i, j+\theta}} + \mathcal{O}((\theta \Delta t)^2) \quad (7)$$

$$T_{i, j+1} = T_{i, j+\Theta} + \Delta t \frac{\partial T}{\partial t_{i, j+\theta}} - \theta \Delta t \frac{\partial T}{\partial t_{i, j+\theta}} + \mathcal{O}(((1-\theta)\Delta t)^2) \quad (8)$$

$$\frac{T_{i, j+1} - T_{i, j+\theta}}{(1-\theta) * \Delta t} = \frac{\partial T}{\partial t_{i, j+\theta}} \quad \text{et} \quad \frac{T_{i, j+\theta} - T_{i, j}}{\theta * \Delta t} = \frac{\partial T}{\partial t_{i, j+\theta}}$$

Alors

$$T_{i,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{i,j} + \Theta T_{i,j+1}$$

En faisant intervertir les indices, nous obtenons les résultats suivants :

$$\left\{ \begin{array}{l} T_{i,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{i,j} + \Theta T_{i,j+1} \\ T_{i+1,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{i+1,j} + \Theta T_{i+1,j+1} \\ T_{i-1,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{i-1,j} + \Theta T_{i-1,j+1} \end{array} \right. \quad (9)$$

Les relations (6) et (9) nous permettent d'avoir les résultats suivants :

$$\frac{\partial^2 T_{i,j+\Theta}}{\partial^2 x} = (1-\Theta) \frac{T_{i+1,j} - 2T_{i,j} + T_{i-1,j}}{\Delta x^2} + \Theta \frac{T_{i+1,j+1} - 2T_{i,j+1} + T_{i-1,j+1}}{\Delta x^2}$$

$$a \frac{\partial^2 T_{i,j+\Theta}}{\partial^2 x} = (1-\Theta)a \frac{T_{i+1,j} - 2T_{i,j} + T_{i-1,j}}{\Delta x^2} + \Theta a \frac{T_{i+1,j+1} - 2T_{i,j+1} + T_{i-1,j+1}}{\Delta x^2}$$

L'expression (8)-(7) nous donne :

$$T_{i,j+1} - T_{i,j} = \Delta t \frac{\partial T}{\partial t}_{i,j+\Theta} + \dots$$

Soit :

$$\frac{\partial T}{\partial t}_{i,j+\Theta} = \frac{T_{i+1,j} - T_{i,j}}{\Delta t}$$

L'équation de la chaleur s'écrit alors:

$$(1-\Theta)a \frac{T_{i+1,j} - 2T_{i,j} + T_{i-1,j}}{\Delta x^2} + \Theta a \frac{T_{i+1,j+1} - 2T_{i,j+1} + T_{i-1,j+1}}{\Delta x^2} = \frac{T_{i+1,j} - T_{i,j}}{\Delta t} \quad (10)$$

Le schéma implicite de Crank Nicholson est obtenu en faisant  $\Theta=0.5$

Le schéma implicite est obtenu en faisant  $\Theta=0$

Le schéma explicite est obtenu en faisant  $\Theta=1$

Soit; en posant  $M = \frac{a_1 \Delta t}{\Delta x^2}$ , avec :  $\Delta x$  est le pas de l'espace de la couche considérée, et  $a$  la

diffusivité de la même couche, on a:  $T_{i-1,j+1} - 2(1 + \frac{1}{M})T_{i,j+1} + T_{i+1,j+1} = -T_{i-1,j} + 2(1 - \frac{1}{M})T_{i,j} - T_{i+1,j}$

On peut aussi l'écrire :

$$T_{i-1}^{j+1} - 2(1 + \frac{1}{M})T_i^{j+1} + T_{i+1}^{j+1} = -T_{i-1}^j + 2(1 - \frac{1}{M})T_i^j - T_{i+1}^j, \text{ où } j \text{ équivaut à } t \text{ tandis que } j+1 \text{ à } t+\Delta t.$$

Dans le cas où la température initiale  $T_i$  du corps n'est pas nulle, On adopte un changement de variable en posant  $u = T - T_i$ . L'expression générale s'écrit :

$$u_{i-1}^{j+1} - 2\left(1 + \frac{1}{M}\right)u_i^{j+1} + u_{i+1}^{j+1} = -u_{i-1}^j + 2\left(1 - \frac{1}{M}\right)u_i^j - u_{i+1}^j \quad (11)$$

### II.1.2.2. Discrétisation de la condition initiale et condition sur le contour

Condition initiale à  $t=0$  :

$$T(x,0)=0 \text{ ou bien } T_i=0$$

$T_i$  : Température initiale

Condition sur le contour

Entrée

$$h_e(T_0(0,t)-T_f(t))=k_1 \frac{\partial T_1(x,t)}{\partial x} \Big|_{x=0}$$

$h_e$  : Coefficient de convection à l'entrée

$T_f$  : Température du fluide à l'entrée

$T_1(x,t)$  : Température du premier milieu

$k_1$  : Coefficient de conduction de la 1<sup>ère</sup> couche en contact avec l'entrée.

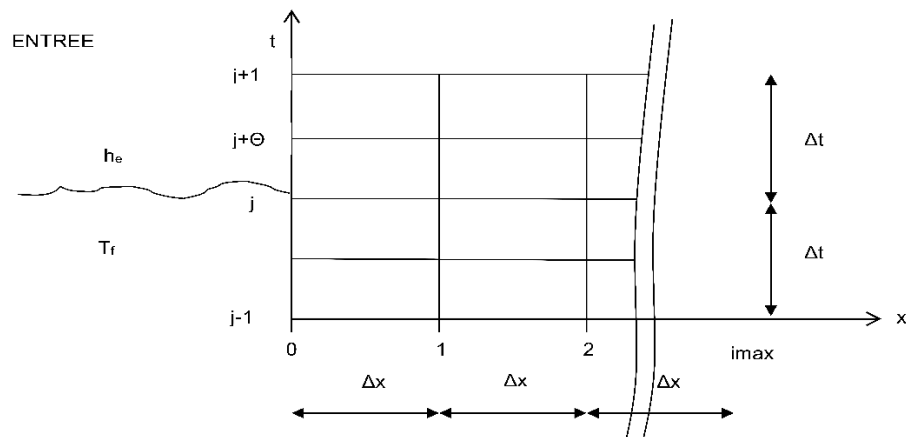


Figure 3 : Maillage du plan

Au niveau de la face d'entrée (1<sup>ère</sup> couche de contact) nous avons :

Pour  $i=0$

$$T_{1,j+\theta} = T_{0,j+\theta} + \Delta x_1 \frac{\partial T_1}{\partial x} \Big|_{0,j+\theta} + \frac{\Delta x_1^2}{2} \frac{\partial^2 T_1}{\partial x^2} \Big|_{0,j+\theta} + \dots \quad \text{1<sup>ère</sup> équation}$$

$$h_e(T_0(0,t)-T_f(t))=k_1 \frac{\partial T_1(x,t)}{\partial x} \Big|_{0,j+\theta} \quad \text{2<sup>ème</sup> équation.}$$

La 1<sup>ère</sup> équation nous donne :

$$\frac{k_1}{\Delta x_1} [(T_{1,j+\theta} - T_{0,j+\theta}) - k_1 \frac{\partial T_1}{\partial x_{0,j+\theta}}] = k_1 \frac{\Delta x_1}{2} \frac{\partial^2 T_1}{\partial^2 x_{0,j+\theta}} \quad (12)$$

Tenant compte de la 2<sup>ème</sup> équation, on a :

$$\frac{k_1}{\Delta x_1} [(T_{1,j+\theta} - T_{0,j+\theta}) - h_e (T_{0,j+\theta} - T_f)] = k_1 \frac{\Delta x_1}{2} \frac{\partial^2 T_1}{\partial^2 x_{0,j+\theta}} \quad (13)$$

De plus nous avons les relations suivantes :

$$a^* \frac{\partial^2 T_1}{\partial^2 x_{0,j+\theta}} = \frac{\partial T_1}{\partial t_{0,j+\theta}} \quad \text{Ainsi que}$$

$$\begin{cases} T_{0,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{0,j} + \Theta T_{0,j+1} \\ T_{1,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{1,j} + \Theta T_{1,j+1} \end{cases} \quad \text{avec } \Theta=0.5 \text{ « Schéma de Crank Nicholson »}$$

$$T_{0,j+\Theta} = 0.5T_{0,j} + 0.5T_{0,j+1}$$

$$T_{1,j+\Theta} = 0.5T_{1,j} + 0.5T_{1,j+1}$$

$$\frac{1}{a} \frac{\partial T_1}{\partial t_{i,j+\theta}} = \frac{T_{1,j} - T_{0,j}}{\Delta t}$$

$$\frac{k_1}{\Delta x_1} (T_{1,j+\theta} - T_{0,j+\theta}) - h_e (T_{0,j+\theta} - T_f) = k_1 \frac{1}{a} \frac{\Delta x_1}{2} \frac{\partial T}{\partial t_{0,j+\theta}}$$

$$\frac{k_1}{\Delta x_1} (T_{1,j+\theta} - T_{0,j+\theta}) - h_e (T_{0,j+\theta} - T_f) = \frac{1}{a} \frac{\Delta x_1^2}{\Delta t} (T_{0,j+\theta} - T_{0,j}) \quad \text{et} \quad M_1 = \frac{a_1^* \Delta t}{\Delta x_1^2}$$

Finalement nous allons avoir :

$$T_{1,j+1} - (1 + h_e \frac{\Delta x_1}{k_1} + \frac{1}{M_1}) T_{0,j+1} = -T_{1,j} + (1 + h_e \frac{\Delta x_1}{k_1} - \frac{1}{M_1}) T_{0,j} - 2h_e T_f \frac{\Delta x}{k_1} \quad \text{ou}$$

$$T_1^{j+1} - (1 + h_e \frac{\Delta x_1}{k_1} + \frac{1}{M_1}) T_0^{j+1} = -T_1^j + (1 + h_e \frac{\Delta x}{k_1} - \frac{1}{M_1}) T_0^j - 2h_e T_f \frac{\Delta x}{k_1} \quad (14)$$

$\Delta x_1$  : pas de l'espace de la couche considérée

$a_1$  : diffusivité de la même couche

$h_e$  : Coefficient de convection à l'entrée

$T_f$  : Température du fluide à l'entrée

$T_1(x,t)$  : Température du premier milieu

$k_1$  : Coefficient de conduction de la 1<sup>ère</sup> couche en contact avec l'entrée.

Dans le cas où la température initiale  $T_i$  du corps n'est pas nulle, On adopte un changement de variable en posant  $u=T-T_i$ . L'expression générale s'écrit :

$$u_1^{j+1} - \left(1 + \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^{j+1} = -u_1^j + \left(1 - \frac{1}{M} + \frac{h_e}{k} \Delta x\right) u_0^j - 2 \frac{h_e}{k} \Delta x * u_f \quad (15)$$

### II.1.2.3. Discrétisation de l'équation de l'interface selon la méthode de Crank Nicholson.

Dans cette hypothèse, on suppose que le flux à gauche et à droite de chaque interface soient égaux.

La méthode consiste à prolonger chaque milieu une maille fictive dans l'autre milieu.

Il faut tout d'abord tracer la maille fictif dans chaque milieu puis la prolonger dans chaque côté.

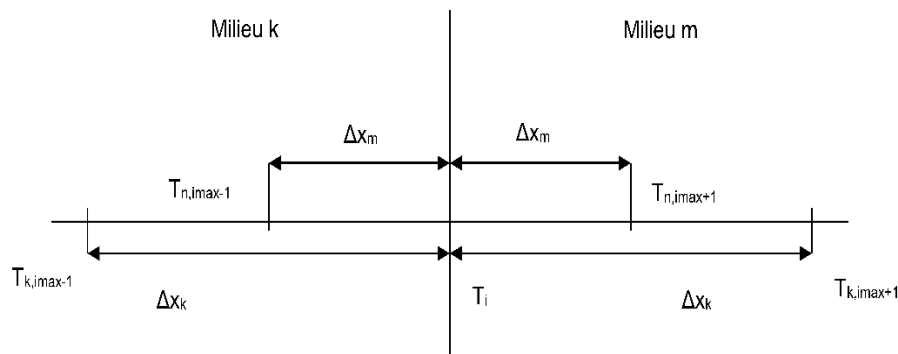


Figure 4 : Maillage au niveau de l'interface

Le développement en série de Taylor de la température au voisinage de l'interface tronqué au second ordre nous donne

Milieu k

$$T_{k,i_{max}+1}^{j+\theta} = T_{i_{max}}^{j+\theta} + \Delta x_k \frac{\partial T_k}{\partial x_{i_{max},j+\theta}} + \frac{\Delta x_k^2}{2} \frac{\partial^2 T_k}{\partial^2 x_{i_{max},j+\theta}} + \dots \quad (16)$$

$$T_{k,i_{max}-1}^{j+\theta} = T_{i_{max}}^{j+\theta} - \Delta x_k \frac{\partial T_k}{\partial x_{i_{max},j+\theta}} + \frac{\Delta x_k^2}{2} \frac{\partial^2 T_k}{\partial^2 x_{i_{max},j+\theta}} + \dots \quad (17)$$

Milieu m

$$T_{m,i_{max}+1}^{j+\theta} = T_{i_{max}}^{j+\theta} + \Delta x_m \frac{\partial T_m}{\partial x_{i_{max},j+\theta}} + \frac{\Delta x_m^2}{2} \frac{\partial^2 T_m}{\partial^2 x_{i_{max},j+\theta}} + \dots \quad (18)$$



$$T_{m,i_{\max}+1}^j = T_{i_{\max}}^{j+\theta} - \Delta x_m \frac{\partial T_m}{\partial x_{i_{\max},j+\theta}} + \frac{\Delta x_m^2}{2} \frac{\partial^2 T_m}{\partial^2 x_{i_{\max},j+\theta}} + \dots \quad (19)$$

L'équation de conservation de flux de chaleur s'écrit :

$$k_k \frac{\partial T_k}{\partial x_{k_{i_{\max},j+\theta}}} = k_m \frac{\partial T_m}{\partial x_{m_{i_{\max},j+\theta}}} \quad (20)$$

Avec

$k_k$  : Coefficient de conduction du milieu k

$k_m$  : Coefficient de conduction du milieu m

$T_k$  : Température dans le milieu k

$T_m$  : Température dans le milieu m

En prenant les équations (17) et (18) Nous avons ;

$$\frac{k_m}{\Delta x_m} (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = k_m \frac{\partial T_m}{\partial x_{m_{i_{\max},j+\theta}}} + k_m \frac{\Delta x_m}{2} \frac{\partial^2 T_m}{\partial^2 x_{m_{i_{\max},j+\theta}}} + \dots$$

$$\frac{k_k}{\Delta x_k} (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = -k_k \frac{\partial T_k}{\partial x_{k_{i_{\max},j+\theta}}} + k_k \frac{\Delta x_k}{2} \frac{\partial^2 T_k}{\partial^2 x_{k_{i_{\max},j+\theta}}} + \dots$$

L'addition de ces 2 équations tenant compte de l'équation de conservation de flux (20) nous donne :

$$\frac{k_m}{\Delta x_m} (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) + \frac{k_k}{\Delta x_k} (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = k_m \frac{\Delta x_m}{2} \frac{\partial^2 T_m}{\partial^2 x_{m_{i_{\max},j+\theta}}} + k_k \frac{\Delta x_k}{2} \frac{\partial^2 T_k}{\partial^2 x_{k_{i_{\max},j+\theta}}} + \dots$$

Au niveau de l'interface nous avons :

$$a_m \frac{\partial^2 T_m}{\partial^2 x_{m_{i_{\max},j+\theta}}} = \frac{\partial T_m}{\partial t_{i_{\max},j+\theta}} \quad \text{et} \quad a_k \frac{\partial^2 T_k}{\partial^2 x_{k_{i_{\max},j+\theta}}} = \frac{\partial T_k}{\partial t_{i_{\max},j+\theta}}$$

$$\frac{T_{i_{\max},j+\theta} - T_{i_{\max},j}}{\theta \Delta t} = \frac{\partial T_m}{\partial t_{i_{\max},j+\theta}} \quad \text{et} \quad \frac{T_{i_{\max},j+\theta} - T_{i_{\max},j}}{\theta \Delta t} = \frac{\partial T_k}{\partial t_{i_{\max},j+\theta}} \quad \text{avec } \Theta=0.5$$

$$M_k = \frac{a_k \Delta t}{\Delta x_k^2} \quad \text{et} \quad M_m = \frac{a_m \Delta t}{\Delta x_m^2}$$

Nous allons avoir

$$\frac{k_m}{\Delta x_m} (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) + \frac{k_k}{\Delta x_k} (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = k_m \frac{\Delta x_m}{a_m \Delta t} (T_{i_{\max}}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^j) + k_k \frac{\Delta x_k}{a_k \Delta t} (T_{i_{\max}}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^j)$$

En multipliant cette équation par  $\Delta x_m * \Delta x_k$ ; on a

$$k_m \Delta x_k (T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) + k_k \Delta x_m (T_{i_{\max}-1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = k_m \frac{\Delta x_k}{M_m} (T_{i_{\max}}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^j) + k_k \frac{\Delta x_m}{M_k} (T_{i_{\max}}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^j)$$

Avec :

$$\begin{cases} T_{i_{\max}+1,j+\Theta} = (1-\Theta)T_{i_{\max}+1,j} + \Theta T_{i_{\max}+1,j+1} \\ T_{i_{\max},j+\Theta} = (1-\Theta)T_{i_{\max},j} + \Theta T_{i_{\max},j+1} \end{cases} \quad \text{où } \Theta = 0.5 \text{ « Schéma de Crank Nicholson »}$$

$$\begin{cases} T_{i_{\max}+1,j+\Theta} = 0.5T_{i_{\max}+1,j} + 0.5T_{i_{\max}+1,j+1} \\ T_{i_{\max},j+\Theta} = 0.5T_{i_{\max},j} + 0.5T_{i_{\max},j+1} \end{cases}$$

$$(T_{i_{\max}+1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = \frac{1}{2}(T_{i_{\max}+1}^j - T_{i_{\max}}^j) + \frac{1}{2}(T_{i_{\max}+1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1})$$

$$(T_{i_{\max}-1}^{j+\theta} - T_{i_{\max}}^{j+\theta}) = \frac{1}{2}(T_{i_{\max}-1}^j - T_{i_{\max}}^j) + \frac{1}{2}(T_{i_{\max}-1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1})$$

$$\text{et } T_{i_{\max}}^{j+\theta} = \frac{1}{2}T_{i_{\max}}^j + \frac{1}{2}T_{i_{\max}}^{j+1}$$

$$\begin{aligned} & k_m \Delta x_k \left[ \frac{1}{2}(T_{i_{\max}+1}^j - T_{i_{\max}}^j) + \frac{1}{2}(T_{i_{\max}+1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1}) \right] + k_k \Delta x_m \left[ \frac{1}{2}(T_{i_{\max}-1}^j - T_{i_{\max}}^j) + \frac{1}{2}(T_{i_{\max}-1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1}) \right] \\ & = \left( k_m \frac{\Delta x_k}{M_m} + k_k \frac{\Delta x_m}{M_k} \right) \left[ \frac{1}{2}(T_{i_{\max}}^j + T_{i_{\max}}^{j+1}) - T_{i_{\max}}^j \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & k_m \Delta x_k T_{i_{\max}+1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1} \left[ k_m \Delta x_k + k_k \Delta x_m + \frac{k_m \Delta x_k}{M_m} + \frac{k_k \Delta x_m}{M_k} \right] + k_k \Delta x_m T_{i_{\max}-1}^{j+1} \\ & = -k_k \Delta x_m T_{i_{\max}-1}^j - T_{i_{\max}}^j \left[ \frac{k_m \Delta x_k}{M_m} + \frac{k_k \Delta x_m}{M_k} - k_m \Delta x_k - k_k \Delta x_m \right] - k_m \Delta x_k T_{i_{\max}+1}^j \end{aligned}$$

En divisant par  $k_m \Delta x_k$

$$\begin{aligned} & T_{i_{\max}+1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1} \left[ 1 + \frac{k_k \Delta x_m}{k_m \Delta x_k} + \frac{1}{M_m} + \frac{k_k \Delta x_m}{k_m \Delta x_k M_k} \right] + \frac{k_k \Delta x_m}{k_m \Delta x_k} T_{i_{\max}-1}^{j+1} \\ & = -\frac{k_k \Delta x_m}{k_m \Delta x_k} T_{i_{\max}-1}^j - T_{i_{\max}}^j \left[ \frac{1}{M_m} + \frac{k_k \Delta x_m}{k_m \Delta x_k M_k} - 1 - \frac{k_k \Delta x_m}{k_m \Delta x_k} \right] - T_{i_{\max}+1}^j \end{aligned}$$

Si on pose :  $K_a = \frac{k_m \Delta x_k}{k_k \Delta x_m}$ , nous allons avoir :

$$-T_{i_{\max}-1}^j + T_{i_{\max}}^j \left[ \left(1 - \frac{1}{M_k}\right) + K_a \left(1 + \frac{1}{M_m}\right) \right] - K_a T_{i_{\max}+1}^j = T_{i_{\max}-1}^{j+1} - T_{i_{\max}}^{j+1} \left[ \left(1 + \frac{1}{M_k}\right) + K_a \left(1 + \frac{1}{M_m}\right) \right] + K_a T_{i_{\max}+1}^{j+1}$$

Dans le cas où la température initiale  $T_i$  du corps n'est pas nulle, On adopte un changement de variable en posant  $u = T - T_i$ . L'expression générale s'écrit :

$$-u_{i_{\max}-1}^j + u_{i_{\max}}^j \left[ \left(1 - \frac{1}{M_k}\right) + K_a \left(1 + \frac{1}{M_m}\right) \right] - K_a u_{i_{\max}+1}^j = u_{i_{\max}-1}^{j+1} - u_{i_{\max}}^{j+1} \left[ \left(1 + \frac{1}{M_k}\right) + K_a \left(1 + \frac{1}{M_m}\right) \right] + K_a u_{i_{\max}+1}^{j+1}$$

(21)

Nous réalisons la programmation à partir de ces paramètres indicés.

### II.1.3. Conception Adaptée aux Conditions Cycloniques

La conception de murs végétalisés adaptés aux conditions cycloniques locales requiert une attention particulière aux matériaux utilisés, à la structure du support et à la sélection des plantes. Les matériaux ont été choisis pour leur résistance aux vents forts et aux impacts physiques, tandis que la structure de support doit être conçue pour offrir une stabilité maximale. La sélection des plantes est également critique, privilégiant des espèces capables de résister aux conditions de stress hydrique et de salinité potentiellement induites par les cyclones.

Étant donné que le système est situé au sein d'un paysage global et que celui-ci peut être affecté par l'impact visuel résultant de l'installation spatiale de l'écran, même si le problème du bruit est réduit, il est judicieux de suivre une approche progressive. Cette approche commence par considérer d'abord le paysage dans son ensemble, puis l'espace disponible pour accueillir le système, plutôt que de procéder dans l'ordre inverse. Il est ainsi recommandé de suivre des étapes successives pour la localisation et l'aménagement des systèmes de réduction du bruit, en utilisant les résultats obtenus à chaque étape précédente.

Ces étapes comprennent (tableau 3).

*Tableau 2: Procédure générale de conception et d'aménagement pour l'inscription spatiale d'un système écran végétalisé.*

Étapes	Objectif	Milieu riverain	Milieu routier
1	Hauteur minimale pour performance acoustique et thermique	Performances acoustiques et thermiques	Performances acoustiques et thermiques
2	Type d'ouvrage adéquat, expérience paysagère	Écrans parallèles	Écrans parallèles
3	Maximiser l'espace, potentiel d'usage	Maximiser l'espace	Rapprocher le système de la route
4	Localisation du système antibruit	Réduire la présence visuelle du mur	Repousser l'écran à l'arrière-plan
5	Type d'écran adéquat Traitement de qualité Atténuer perceptions négatives	Aménagements devant l'écran	Aménagements devant l'écran

Les deux stratégies d'intégration, à savoir l'insertion par analogie et l'insertion par contraste, sont répertoriées dans le tableau ci-dessous, accompagnées de suggestions d'outils de conception pour la planification et la réalisation des systèmes de réduction du bruit ( tableau 3).

Tableau 3: Stratégies d'insertion d'un écran végétalisé performant en acoustique et thermique et outils de design suggérés

Stratégie	Objectifs	Outils de design
Analogie (Résidants)	Cohérence avec paysage riverain, effets visuels cohérents	Similitude avec éléments existants, conception à l'échelle appropriée
Analogie (Route)	Cohérence avec paysage routier, mise en valeur d'éléments du contexte	Mêmes outils que résidants, balance entre les deux côtés de la route, conception à l'échelle appropriée
Contraste (Résidants)	Non utilisée	
Contraste (Route)	Mise en valeur de caractéristiques du contexte et du parcours, mise en valeur des éléments à l'avant-plan	Contraste entre l'écran et les éléments, contraste entre les séquences, attirer l'attention sur le système écran végétalisé

Le processus de conception visant à intégrer et aménager un système d'écrans végétalisés dans un environnement donné est itératif, impliquant l'examen simultané de plusieurs facteurs pour déterminer le type de système à utiliser, son emplacement dans l'espace, et la stratégie d'intégration la plus appropriée.

## II.2. Utilisation de Python et TensorFlow pour la Modélisation de Réseaux de Neurones

Nous avons choisi le langage Python pour sa portabilité, sa gratuité, sa facilité, sa dynamique, son extensibilité et son approche modulaire et orientée objet.

- Python est portable car un code
- Python peut fonctionner sur tous les systèmes d'exploitation existants.
- Python est gratuit car nous pouvons développer des applications avec ce langage sans restriction dans des projets.
- Python convient aussi bien à des scripts d'une dizaine de lignes qu'à des projets complexes de plusieurs dizaines de milliers de lignes.
- La syntaxe de Python est très simple et, combinée à des types de données évolués (listes, dictionnaires...), conduit à des programmes à la fois très compacts et très lisibles. Un programme
- Python est souvent de 3 à 5 fois plus courtes qu'un programme C ou C++ équivalent.
- Python gère automatiquement ses ressources (mémoire, descripteurs de fichiers...) par un mécanisme de comptage de références.
- Python est dynamique car il peut évaluer des chaînes de caractères représentant des expressions ou des instructions Python.

Ce langage que Guido Van Rossum a inventé continue toujours à évoluer et présente actuellement deux distributions distinctes : les versions 2.x et les versions 3.x. Le langage Python est utilisé dans différents domaines tels que le développement d'applications informatiques, les

recherches scientifiques, l'éducation, l'intelligence artificielle, l'analyse des données et autres [4.14].

Dans notre cas, le langage Python propose des modules spécialisés dans le domaine scientifique [4.01]:

- Numpy, une abréviation de "Numerical Python," constitue un module essentiel de Python dédié aux calculs scientifiques. Il se spécialise dans la manipulation de tableaux et de matrices à N-dimensions, offrant un support complet pour les opérations en algèbre linéaire.

- SymPy est une bibliothèque de mathématiques symboliques développée en Python. Son objectif principal est de servir de système d'algèbre informatique complet, offrant des capacités avancées de manipulation de symboles mathématiques.

En outre, nous utilisons TensorFlow, un logiciel libre, qui offre une compatibilité avec divers types de microprocesseurs et de processeurs graphiques, tout en étant compatible avec différents systèmes d'exploitation, notamment Linux, MacOS, Windows, Android et iOS. La manipulation de TensorFlow se déroule en deux étapes. La première étape consiste à construire des graphes, tandis que la seconde étape consiste à exécuter les graphes précédemment construits. Dans la première étape, nous définissons la structure du réseau de neurones, la fonction d'erreurs ou pertes et l'optimiseur pour réduire les pertes entre le phénomène à modéliser et le prototype. La deuxième étape correspond à la phase d'apprentissage qui consiste à alimenter les variables définies dans la première étape et à ajuster les paramètres qui caractériseront le modèle. Pour modéliser un neurone artificiel, TensorFlow adopte sa propre présentation, comme la montre la figure 5 ci-après.

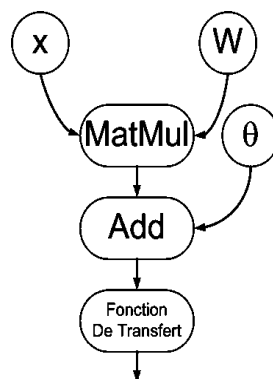


Figure 5: Graphe d'un neurone sous TensorFlow

A partir du graphe dans la figure 5, la sortie  $a_j$  est donnée par la formule ci-après :

$$a_j = f((W \cdot x) + \theta) \quad (22)$$

Où

$x$ : Matrice d'entrée

$W$ : Matrice poids

$\theta$ : Matrice biais

$f$  : Fonction d'activation ou fonction de transfert.

TensorFlow, comme toute bibliothèque spécialisée, possède son propre lexique. Il est utile de connaître les notions de base suivantes :

- *Constants* : Ce sont des nœuds dont la valeur est fixe et ne peut pas être modifiée.
- *Variables* : Les variables sont des nœuds qui peuvent prendre différentes valeurs et sont modifiées lors de la phase d'apprentissage. Dans notre modèle précédent, les matrices  $W$  et  $\theta$  sont définies comme des variables sous TensorFlow.
- *Placeholders* : Les placeholders sont similaires aux variables, mais leurs valeurs prédéfinies ne peuvent pas être modifiées. Ils sont généralement utilisés comme entrées ou références dans un réseau de neurones. Dans le modèle précédent, la matrice  $x$  est un placeholder.
- *Opérations* : Une opération est une action qui altère les paramètres définissant un réseau de neurones. TensorFlow implémente déjà toutes les opérations de base pour les réseaux de neurones, et elles peuvent être représentées graphiquement. Dans le modèle précédent, `MatMul` et `Add` sont des exemples d'opérations.
- *Activations* : Le terme "Activation" englobe toutes les fonctions d'activation dans TensorFlow, qui prennent une matrice en entrée.

Le code Python qui décrit le graphe TensorFlow illustré dans la *figure 5* se présente comme suit :

```
import tensorflow as tf
b = tf.Variable(tf.zeros((10)))
w = tf.Variable(tf.random_uniform((20,10),-2,2))
x = tf.placeholder(tf.float32,(10,20))
ai = tf.nn.tanh(tf.matmul(x,w)+b)
```

Code 3.1 : Code pour construire un neurone (fonction d'activation : tangente hyperbolique) qui illustre uniquement la première phase de la manipulation d'un modèle avec TensorFlow. Dans cet exemple, nous utilisons la fonction tangente hyperbolique (`tf.nn.tanh()`) comme fonction d'activation. Le code suivant nous guide dans l'initialisation et l'exécution d'un graphe :

```
init= tf.global_variables_initializer()
sess= tf.Session()
sess.run(init)
print(sess.run(ai, {x:[[1,2,3,4,5]]}))
```

Code 3.2 : Exécution d'un graphe TensorFlow

### II.3. Principes de l'atténuation du bruit par les écosystèmes verticaux

### II.3.1 Propagation Divergente des Ondes Sonores

La condition de Sommerfeld stipule que, à l'infini, la pression acoustique tend vers zéro, et que l'onde sonore se propage uniquement de manière divergente [12]. Cette condition peut être formulée de la manière suivante :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left[ r^\varepsilon \left( \frac{\partial p(r)}{\partial r} - i K_0 p(r) \right) \right] = 0 \quad (23)$$

avec  $\varepsilon = 1$  en 3-D,  $\varepsilon = 1/2$  en 2-D

### II.3.2 Conditions aux Limites en Acoustique : Réflexion Parfaite et Relations Entre la Pression et la Vitesse

Les conditions aux limites les plus simples peuvent contraindre soit la pression acoustique, soit la vitesse normale de l'air au niveau des parois [13]. Cependant, en acoustique, il est peu fréquent qu'une condition aux limites spécifie la valeur exacte de l'une de ces grandeurs. Le cas le plus favorable survient lorsqu'il y a une réflexion parfaite du son à la surface considérée, signifiant que l'énergie sonore de l'onde incidente est entièrement renvoyée. Dans ce scénario, la composante normale de la vitesse des particules d'air excitée s'annule, d'où découle la condition aux limites :

$$v_n = 0 \quad (24)$$

La vitesse normale  $v_n$  et le gradient de pression acoustique selon la normale sont liés par l'équation :

$$\frac{\partial p}{\partial n} - i k_0 \rho_0 c_0 v_n = 0 \text{ pour une onde harmonique.} \quad (25)$$

La condition de réflexion parfaite peut également être exprimée par l'équation:

$$\frac{\partial p}{\partial n} = 0 \quad (26)$$

### II.3.3 Réflexion Sonore et Impédance Acoustique Normale de Surface : Modèles et Conditions aux Limites

Lorsqu'un son se propage au-dessus d'une surface, il se produit une réflexion partielle de son énergie, tandis que le reste est absorbé par la surface. L'impédance acoustique normale de surface, définie comme le rapport de la pression à la vitesse particulière à la surface, traduit le pouvoir d'absorption de la surface :

$$Z_n = \frac{p}{v_n} \quad (27)$$

La condition aux limites ne fournit pas directement la pression ou la vitesse particulière, mais plutôt le rapport entre les deux. Pour de nombreuses surfaces absorbantes, telles que les surfaces engazonnées, les tapis, les mousses naturelles ou synthétiques, ainsi que les absorbants placés sur les écrans acoustiques routiers, on suppose que cette impédance est constante sur la surface, indépendamment de la position de la source sonore excitatrice (hypothèse de réaction localisée)

[14]. Cette impédance peut être mesurée soit sur des échantillons de matériaux à l'aide d'un tube à ondes stationnaires, soit in situ à l'aide de techniques sonores impulsives. Il existe des modèles permettant d'estimer cette impédance de surface en fonction des caractéristiques physiques du matériau. Le modèle empirique de Delany et Bazley (1970) [15] est largement utilisé et, sous l'hypothèse de réaction localisée, peut être exprimé comme suit :

$$\frac{Z_n}{\rho_0 c_0} = [1 + 0.0571C^{-0.754}] + i[0.087C^{-0.732}] \quad (28)$$

Cette équation intègre une variable C définie comme

$$C = \frac{f \rho_0}{R_s}$$

où  $R_s$  représente la résistance au passage de l'air en  $1 \text{ Nm}^{-3}\text{s}$ . La résistance au passage de l'air est l'inverse de la perméabilité à l'air, mesurée expérimentalement par des méthodes traditionnelles.

En combinant les équations (25) et (27), la condition de surface est souvent exprimée par une relation impliquant uniquement la pression et son gradient, formulée comme :

$$\frac{\partial p}{\partial n} - iK_0 \beta_n p = 0 \quad (28)$$

où  $\beta_n = \frac{\rho_0 c_0}{Z_n}$  est également connue sous le nom d'admittance normale de surface.

#### II.4 Modélisation de l'Interaction entre l'Air et les Milieux Poreux dans la Propagation du Son

Pour certaines frontières, comme celles des enrobés drainants à forte porosité, l'idée d'une impédance normale de surface constante ne tient plus. L'impédance dépend de la position de la source sonore, et le matériau poreux influence l'atténuation sonore sur toute son épaisseur plutôt qu'en surface seulement. Par conséquent, il est nécessaire d'appliquer un traitement spécifique à l'interface entre l'air et le milieu poreux pour définir une condition aux limites adéquate.

Intégrer la couche poreuse et son interaction avec l'air requiert l'expression des phénomènes de propagation à l'intérieur du milieu poreux. Nous utilisons les deux grandeurs  $K_p$  et  $K_o$  pour traduire la dissipation d'énergie. Elles sont exprimées par les équations :

$$k_p = k_0 \sqrt{K\gamma} (1 + i \frac{f\mu}{f})^{1/2} (1 - \frac{1 - \frac{1}{\gamma}}{1 + i \frac{f\theta}{f}})^{1/2} \quad (29)$$

et

$$\rho_p = \rho_0 \sqrt{\frac{K}{\Omega}} \left(1 + i \frac{f\mu}{f}\right) \quad (30)$$

Les fréquences  $f_\mu$  et  $f_\theta$  sont définies par les équations :

$$f_\theta = \frac{R_s}{2\pi\rho_0 P_r}$$



et

$$f_{\mu} = \frac{R_s \Omega}{2\pi \rho_0 K}$$

Les variables  $\Omega$ ,  $R_s$  et  $K$  représentent respectivement la porosité, la résistance au passage de l'air et le facteur de forme du milieu poreux ( $K$  traduit la forme plus ou moins tortueuse des pores). Le rapport des chaleurs spécifiques  $\gamma$  est égal à 1,4 et le nombre de Prandtl  $Pr$  est également utilisé. L'indice « 0 » se réfère à l'air, et « p » au milieu poreux. L'interface entre l'air et le milieu poreux est traitée en appliquant les relations de continuité de la pression et de la composante normale de la vitesse particulaire.

### III. RESULTATS ET INTERPRETATIONS

#### III.1. Réseaux de neurones artificiels

Avec un total de sept cent neurones, les performances présentent des variations selon les graphiques ci-dessous (Figure 6):

Le graphique représente la performance d'un Perceptron Multicouche (PMC) utilisant la fonction tangente hyperbolique comme fonction d'activation. Deux configurations différentes sont comparées : l'une utilisant la méthode de rétropropagation du gradient à travers le temps (BPTT) avec 700 neurones, et l'autre utilisant la descente de gradient stochastique (SGD) avec 100 neurones.

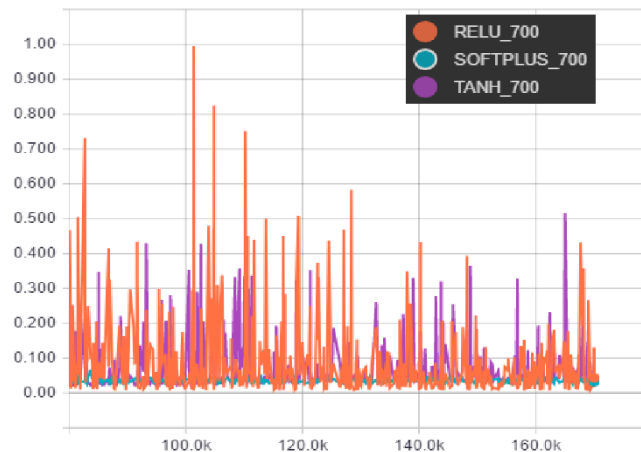


Figure 6: Efficacité des modèles avec une configuration de 700 neurones.

La ligne orange, qui représente BPTT avec 700 neurones, montre un taux d'erreur initial plus élevé au début de l'époque, mais ce taux diminue à mesure que l'époque progresse. Cela pourrait indiquer que le modèle a initialement du mal à converger, mais avec le temps, il parvient à ajuster ses poids de manière plus efficace pour réduire l'erreur.

En revanche, la ligne bleue, représentant SGD avec 100 neurones, affiche un taux d'erreur plus faible au début de l'époque, suggérant une meilleure convergence initiale. Cependant, cette

ligne montre une augmentation du taux d'erreur à mesure que l'époque progresse. Cela pourrait indiquer que le modèle devient instable ou surajusté au fur et à mesure qu'il continue à s'entraîner.

En résumé, l'interprétation physique suggère que BPTT avec 700 neurones atteint une convergence plus lente mais finit par améliorer ses performances, tandis que SGD avec 100 neurones converge plus rapidement initialement, mais peut souffrir d'un surajustement ou d'une instabilité à long terme. Ces observations soulignent l'importance du choix de l'algorithme d'optimisation et de la configuration du réseau neuronal dans le processus d'apprentissage. Le tableau 4 présente les performances finales de chaque modèle en fonction du nombre de neurones et du nombre d'itérations d'apprentissage.

Tableau 4: Rendement en relation avec le nombre de neurones et les itérations d'apprentissage

Nombre de Neurones	Nombre de Boucles	PMC RELU	PMC SOFTPLUS	PMC TANH
100	110000	0,04016	0,04328	0,30409
150	150000	0,17291	0,03847	0,16978
200	120000	0,04322	0,05728	0,32089
300	130000	0,43194	0,03514	0,08481
350	135000	0,02809	0,03713	0,20383
400	140000	0,05711	0,02776	0,06263
550	155000	0,00909	0,01272	0,28921
600	160000	0,02847	0,24711	0,06575
700	170000	0,04362	0,03232	0,03834

Le tableau montre les performances de différents types de PMC en fonction du nombre de neurones et des boucles d'apprentissage. Les PMC RELU, PMC SOFTPLUS et PMC TANH sont des types de PMC différents qui utilisent des fonctions d'activation différentes pour calculer leur sortie. Les fonctions d'activation sont des fonctions mathématiques qui sont appliquées aux sorties des neurones dans un réseau de neurones artificiels pour introduire des propriétés non linéaires dans le réseau.

Le tableau montre également que les performances des PMC varient en fonction du nombre de neurones et des boucles d'apprentissage. Par exemple, pour PMC RELU, le taux d'erreur diminue à mesure que le nombre de neurones augmente, mais augmente à mesure que le nombre de boucles d'apprentissage augmente. Pour PMC SOFTPLUS, le taux d'erreur diminue à mesure que le nombre de boucles d'apprentissage augmente, mais augmente à mesure que le nombre de neurones augmente. Pour PMC TANH, le taux d'erreur diminue à mesure que le nombre de neurones augmente, mais augmente à mesure que le nombre de boucles d'apprentissage augmente.

En général, il est important de trouver un équilibre entre le nombre de neurones et le nombre de boucles d'apprentissage pour obtenir les meilleures performances de PMC.

### III.2. Prédiction de l'intensité des cyclones par les réseaux de neurones artificiels

La fonction d'activation dans la couche cachée est une fonction sigmoïde, tandis que pour la couche de sortie nous utilisons une fonction linéaire. La sortie du réseau est l'intensité du cyclone à 12h, 24h, 36h, 48h, 60h ou 72h. Les variables prédictrices sélectionnées dans le paragraphe précédent sont utilisées pour déterminer les entrées du modèle. Initialement, nous n'utilisons que le premier prédicteur sélectionné et changeons le nombre de neurones dans la couche cachée. Ensuite, nous sélectionnons les deux premiers prédicteurs et changeons le nombre de neurones dans la couche cachée, et ainsi de suite, jusqu'aux 12 premiers prédicteurs.

La figure 7 montre les erreurs de prévision à 12h en fonction du nombre de prédicteurs et du nombre de neurones cachés.

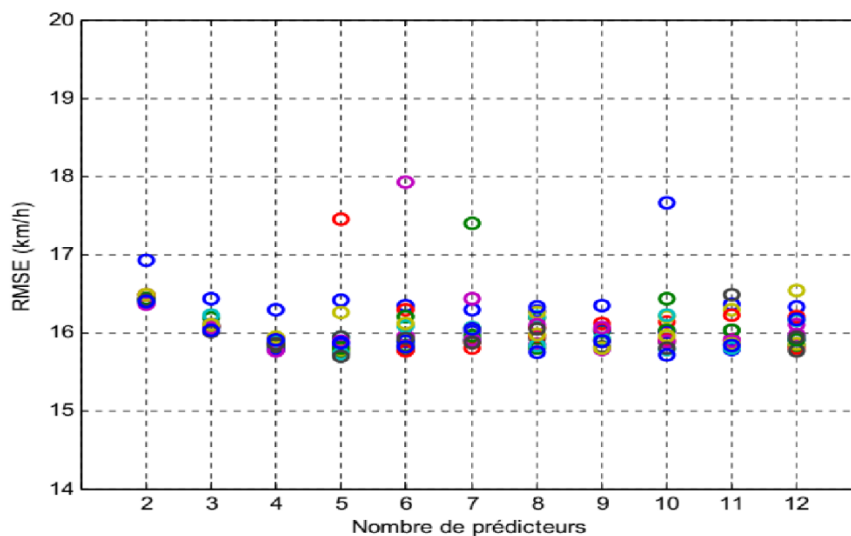


Figure 7: Erreurs de prévision à 12h en fonction du nombre de prédicteurs et du nombre de neurones cachés

Ensuite, nous trouvons la meilleure architecture de réseau de neurones dans l'espace de 12 prédicteurs, 15 neurones cachés et une sortie.

Cette figure 7 montre l'erreur quadratique en fonction du nombre de prédicteurs et du nombre de neurones cachés. Nous voyons qu'il est difficile de spécifier a priori la structure d'un réseau de neurones. Lorsque l'on change les paramètres, l'erreur a une grande variabilité. C'est pourquoi nous utilisons cette technique de modification du prédicteur et de masquage du nombre de neurones.

Le tableau 5 montre le nombre de prédicteurs qui donnent l'erreur des moindres carrés la plus faible et le nombre de neurones cachés.

La figure 8 montre la comparaison des erreurs moyennes de prévision de l'intensité cyclonique utilisant les méthodes RLM (Régression Linéaire Multiple) et RNA (Réseau de Neurones Artificiels). La figure 9 montre quelques exemples de prévision.

Tableau 5: Récapitulation des nombres de prédicteurs et de neurones cachés optimum

Temps de prévision (heures)	12	24	36	48	60	72
Nombre de prédicteurs	5	9	9	10	6	9
Nombre de neurones cachés	14	13	8	15	5	13

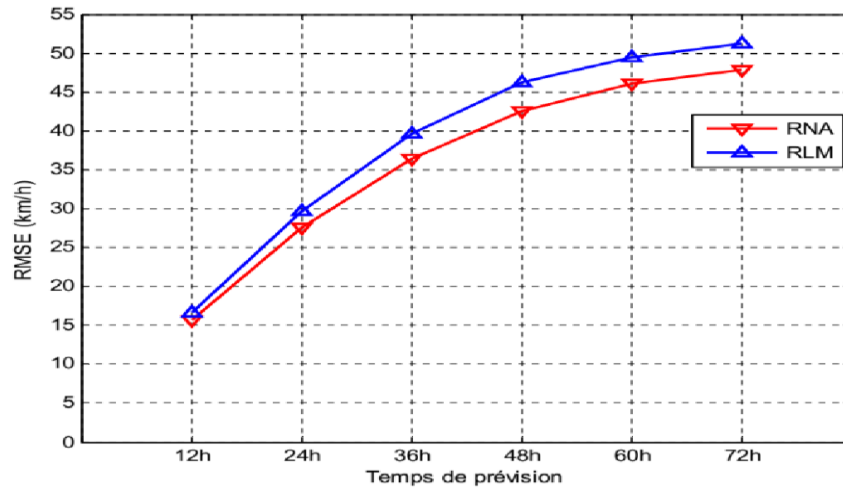


Figure 8: Comparaison des erreurs moyennes de prévision de l'intensité cyclonique utilisant les méthodes RLM (Régression Linéaire Multiple) et RNA (Réseau de Neurones Artificiels)

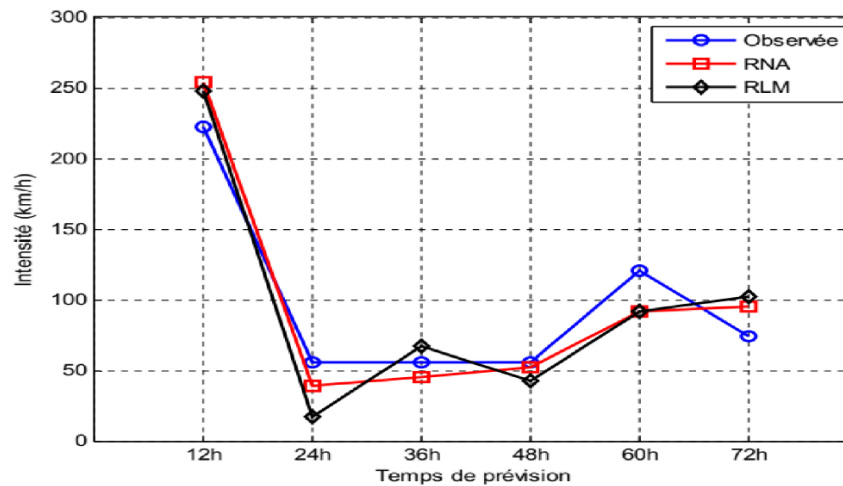


Figure 9: Exemples de prévision.

Nous avons choisi un modèle neuronal pour prévoir l'intensité des cyclones dans le bassin de l'océan Indien sud-ouest. La figure 8 montre qu'en moyenne, le RNA surpasse le modèle linéaire à tous les temps de prévision.

La figure 9 montre un exemple des intensités cycloniques prédites avec les modèles de Réseau de Neurones Artificiels et de Régression Linéaire Multiple.

En général, ces résultats indiquent que les motifs d'intensité obtenus par les deux modèles ne sont pas très différents des motifs d'intensité observés. Cependant, par rapport à la régression linéaire, le RNA a l'avantage de pouvoir suivre les changements d'intensité aussi bien que possible. D'après nos recherches, nous pouvons avoir de bons et de mauvais résultats de prévision pour les deux modèles.

### III.3. Résultats de la modélisation cognitive au transfert thermique conductif à travers le mur végétalisé

De manière générale, afin de mieux appréhender les propriétés thermiques des matériaux innovants et isolants, tels que le mur végétalisé, nous les avons comparés à des matériaux conventionnels tels que le mur en brique standard. La Figure 10 montre l'évolution de la température dans un mur en béton végétalisé, de 11 cm d'épaisseur, selon la solution analytique et le RNA sur une heure de simulation.

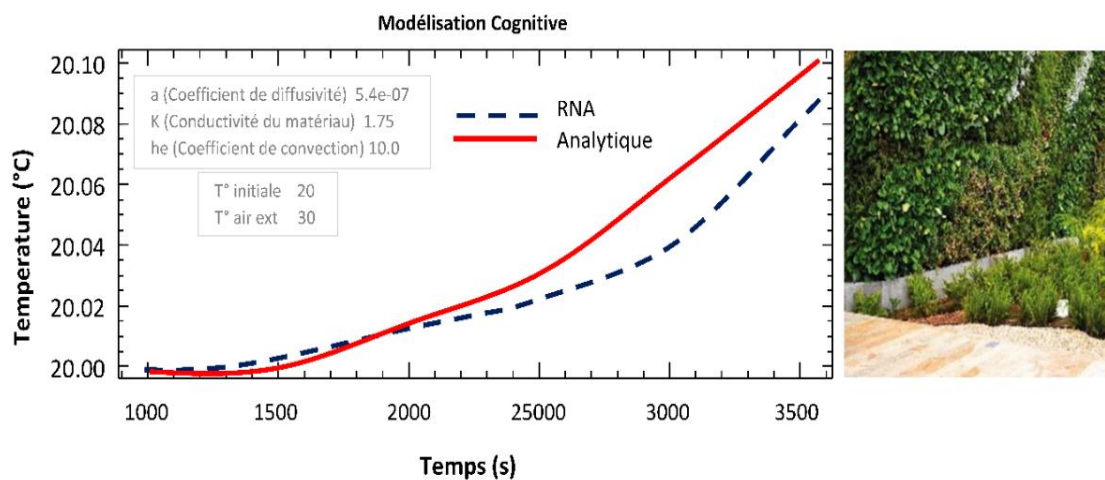


Figure 10: Évolution de la température dans un mur en béton végétalisé, de 11 cm d'épaisseur, selon la solution analytique et le RNA sur une heure de simulation

La simulation fait deux choses : d'abord, elle lance notre système de réseaux de neurones artificiels pour chaque matériau avec différentes formes et températures. Ensuite, elle compare les résultats du RNA avec les résultats analytiques.

L'observation révèle que la courbe rouge suit étroitement la courbe bleue, suggérant ainsi que la simulation numérique est précise et conforme à la théorie. On note également que la température du mur augmente progressivement pour atteindre un maximum de 20,08 °C après 3500 secondes, correspondant à la température ambiante maximale indiquée dans le texte.

On peut en déduire que le mur en béton végétalisé a une faible conductivité thermique, c'est-à-dire qu'il résiste bien au transfert de chaleur entre les deux faces. Il s'agit donc d'un bon isolant thermique.

La figure 11 permet de comparer les performances thermiques du mur plan végétalisé (MPV) selon deux méthodes : analytique et numérique.

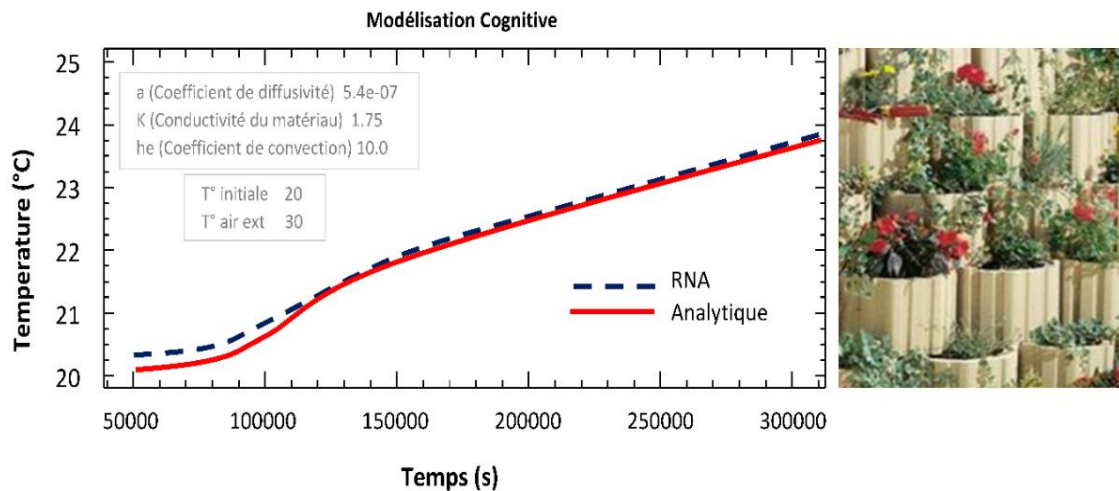


Figure 11: Simulation des températures dans le mur22 végétalisé en brique par deux méthodes différentes sur 96 heures

On peut observer que :

La température ambiante (TA) augmente progressivement jusqu'à atteindre un régime permanent au bout d'environ 350000 secondes. La température ambiante maximale est de 24°C, ce qui est inférieur à la température de convection de 30°C. Cela signifie que le MPV a un effet isolant et permet de réduire les besoins de chauffage ou de climatisation du bâtiment.

La température de surface extérieure (TSE) varie en fonction du cycle jour-nuit et de la température de convection. Elle atteint des valeurs minimales la nuit et des valeurs maximales le jour. La température de surface extérieure maximale est de 32°C, ce qui est supérieur à la température de convection de 30°C. Cela signifie que le MPV absorbe une partie du rayonnement solaire et contribue à réduire l'effet d'îlot de chaleur urbain.

La température analytique (TA) et la température de simulation (TS) sont identiques pour un temps supérieur à 66667 secondes, soit environ 18 heures. Cela signifie que le modèle mathématique simplifié est valide et fiable pour décrire le comportement thermique du MPV dans le régime permanent.

La température analytique (TA) et la température de simulation (TS) présentent une légère différence pour un temps inférieur à 66667 secondes. Cela signifie que le modèle mathématique simplifié n'est pas suffisant pour rendre compte des phénomènes transitoires qui se produisent au début de la simulation, tels que l'inertie thermique du MPV ou les variations de la température de convection.

La figure 12 représente l'évolution de la température d'un mur plan végétalisé en béton léger sur une période de simulation de 48 heures. Le mur a une épaisseur de 22 cm, une température initiale de 20°C du côté ambiance, et est soumis à une convection d'air de 30°C du côté extérieur.



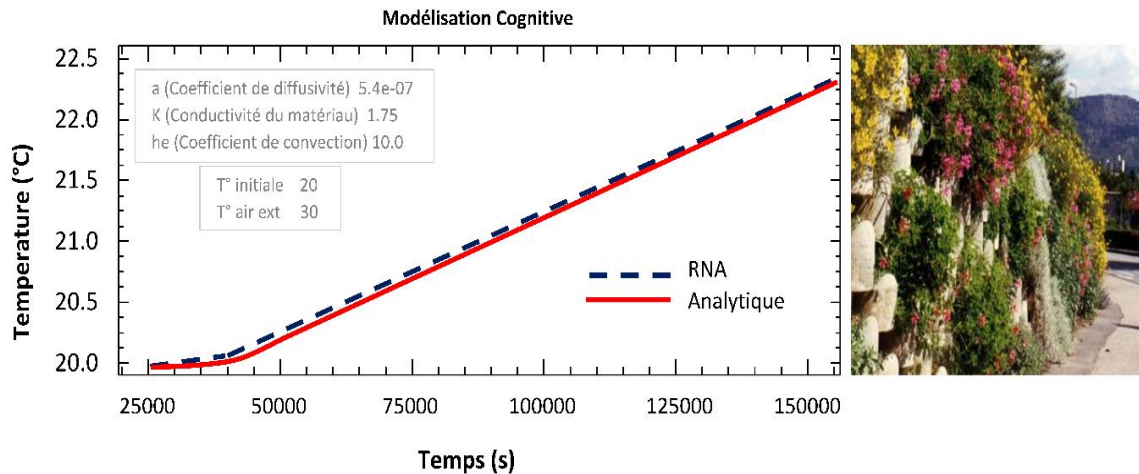


Figure 12: Tracés des températures dans le mur 22 végétalisé en béton léger en fonction du temps, simulées sur une période de 48 heures, tant pour la solution analytique que pour le réseau de neurones artificiels (RNA)

La courbe du réseau de neurones artificiels (RNA) montre une concordance parfaite avec la modélisation analytique, indiquant que le RNA est égal à zéro. Cela suggère que le modèle numérique utilisé est parfaitement adapté au problème étudié, et qu'il n'y a pas d'erreur de calcul ou de paramétrage.

La température ambiante de 20,5°C est atteinte au temps 62500 secondes, soit environ 17 heures et 20 minutes. Cela démontre que le mur plan végétalisé en béton léger nécessite environ 17 heures et 20 minutes pour atteindre un équilibre thermique avec l'ambiance, en partant d'une température initiale de 20°C. Cette observation souligne la bonne inertie thermique du mur, indiquant sa capacité à stocker et restituer la chaleur lentement, contribuant ainsi à améliorer le confort thermique des occupants.

#### IV. COMPARAISON ENTRE LA MÉTHODE ANALYTIQUE ET LA MÉTHODE DE RÉSEAU DE NEURONES ARTIFICIELS POUR L'ESTIMATION DU COEFFICIENT D'ABSORPTION DU MUR VÉGÉTALISÉ

L'axe x est étiqueté "Fréquence (Hz)" et l'axe y est étiqueté "Coefficient d'absorption".

Chaque graphique représente le coefficient d'absorption d'un mur harmonieusement végétalisé en fonction de la fréquence.

La figure 13 présente trois pics, avec le pic le plus élevé à environ 2000 Hz et le pic le plus bas à environ 5000 Hz.

Un réseau de neurones artificiel est un modèle informatique inspiré du fonctionnement du cerveau humain, qui peut apprendre à partir de données et à effectuer des tâches complexes.

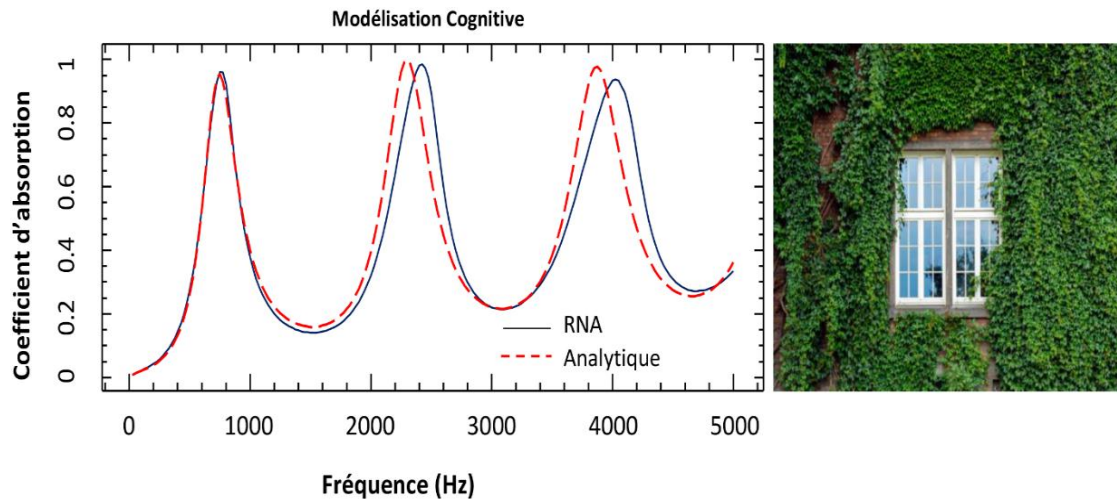


Figure 13: Coefficient d'absorption du mur 15 avec des plantes bien arrangées, calculé par les méthodes analytiques et réseau de neurones artificiels.

La figure 14 montre également deux courbes: une courbe analytique et une courbe obtenue par un réseau de neurones artificiel. Dans ce cas, le réseau de neurones artificiel a été entraîné à prédire le coefficient d'absorption du mur végétalisé en fonction de la fréquence, à partir de données expérimentales.

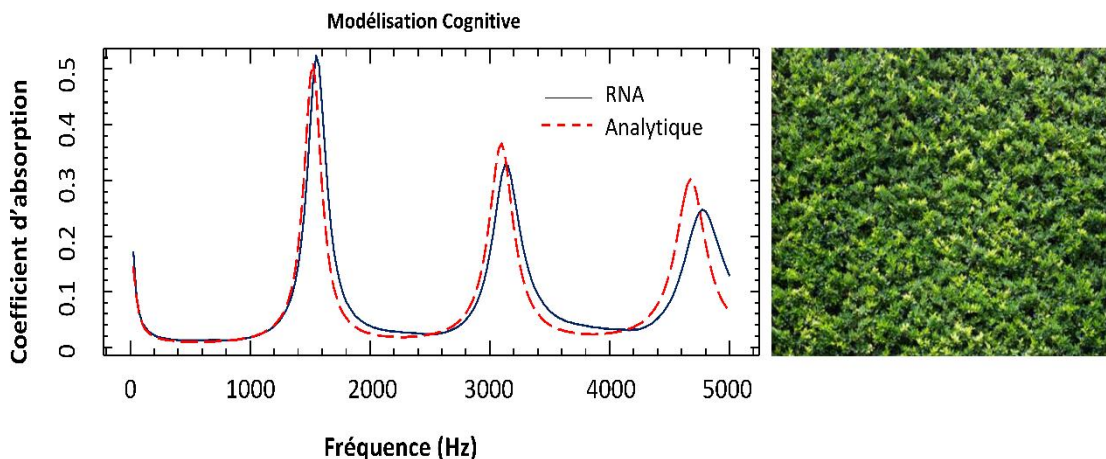


Figure 14: Courbes analytiques et Réseau de Neurones Artificiels (RNA) du coefficient d'absorption du mur 22 cm harmonieusement végétalisé en fonction de la fréquence

On constate que pour un faible désordre, c'est-à-dire lorsque la végétation est uniformément répartie sur le mur, les deux méthodes donnent de bons résultats, avec toutefois une nette préférence pour le réseau de neurones artificiel. En effet, la courbe du réseau de neurones artificiel suit plus fidèlement les données expérimentales que la courbe analytique, qui présente des écarts importants aux alentours de 2000 Hz et de 5000 Hz. Cela signifie que le réseau de neurones artificiel est plus précis et plus robuste que la méthode analytique pour estimer le coefficient d'absorption du mur végétalisé.



## V. CONCLUSION GENERALE

Cet article constitue une avancée significative dans la recherche interdisciplinaire sur les solutions écologiques face aux défis environnementaux urbains. Elle a démontré l'efficacité des murs végétalisés non seulement comme barrières acoustiques naturelles minimisant les nuisances sonores, particulièrement celles engendrées par les cyclones, mais aussi en tant qu'éléments intégrés dans la prédiction météorologique grâce à l'usage innovateur des réseaux de neurones artificiels (RNA). En sélectionnant méticuleusement les espèces végétales et en optimisant la conception des structures de soutien pour ces murs écologiques, cet article offre des perspectives concrètes pour améliorer la qualité de vie urbaine tout en renforçant la résilience face aux cyclones tropicaux.

Cet article souligne aussi l'importance d'une approche holistique et multidisciplinaire en incorporant des connaissances en bio-ingénierie, acoustique, modélisation thermique, et informatique. Il illustre comment une telle intégration de disciplines peut conduire à des solutions efficaces et durables pour les défis écologiques contemporains. Les résultats obtenus apportent un éclairage novateur sur la dualité fonctionnelle des murs végétalisés, tout en fournissant une base solide pour le développement futur d'outils de prévision plus précis et d'initiatives d'urbanisme plus vertes et résilientes.

L'impact potentiel de cette recherche est multiple. Pour l'urbanisme, elle pave la voie vers la conception de villes plus vertes, capables d'atténuer les effets nocifs du bruit et des cyclones tout en favorisant un environnement urbain esthétiquement agréable et écologiquement viable. Sur le plan de la gestion des risques environnementaux, cet article offre une méthode améliorée pour la prévision et la préparation aux cyclones, contribuant ainsi à la sécurité et au bien-être des populations potentiellement affectées. Enfin, cet ouvrage incite à de nouvelles directions dans la recherche et le développement technologique, marquant un jalon important dans l'emploi des technologies émergentes pour la protection et l'amélioration de nos environnements de vie.

## REFERENCES

- [1] Frank Roux<sup>(1)</sup> et Nicolas Viltard<sup>(2)</sup>, Les Cyclones Tropicaux. <sup>(1)</sup>Laboratoire d'aérodynamique CNRS - Université Paul Sabatier Observatoire Midi-Pyrénées 14, avenue Edouard-Belin 31400 Toulouse <sup>(2)</sup> Centre d'étude des environnements terrestre et planétaires CNRS - Université Versailles - Saint-Quentin Issy-les-Moulineaux. 1997.
- [2] Daniel Peyrusaubes, La gestion du risque cyclonique à Madagascar : retour sur l'épisode "Giovanna". OpenEdition Journals- Géographie Physique et Environnement. 2016.
- [3] Christelle Barthe, Cyclones tropicaux : causes, conséquences et enjeux. MOOC UVED CLIMAT— Laboratoire de l'Atmosphère et des Cyclones. 2011.
- [4] Aymen Frihi. Évolution de la colonne totale d'ozone à deux stations tropicales : observations et modélisation. Physique Atmosphérique et Océanique [physics.ao-ph]. Sorbonne Université, 2018.

- [5] Guillaume Samson. Modélisation de la réponse océanique à un cyclone tropical et de sa rétroaction sur l'atmosphère. Physique Atmosphérique et Océanique [physics.ao-ph]. Université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2009.
- [6] Marie-Dominique LEROUX et al, Les tendances climatiques observées et les futurs changements climatiques à Madagascar. Direction Générale de la Météorologie de Madagascar - Division Études et Climatologie de la Direction Interrégionale de la Météo\_France pour l'Océan Indien, La Réunion. 2023.
- [7] Thibault Catry et al, « Apports de l'imagerie satellite pour le suivi de l'impact des événements cycloniques à Madagascar », OpenEdition Journals- EchoGéo. 2020.
- [8] Karl Hoarau et al, La ré-analyse de l'intensité des cyclones tropicaux : le cas du Pacifique Sud (1980-2008). Laboratoire M.R.T.E, Université de Cerav-Pontoise, 33, Boulevard du Port, 95011 Cergy Cedex. 2011.
- [9] Jean Le Borgne, Climatologie du sud-ouest de l'océan indien le cas de l'île Maurice. Institut français de recherche scientifique pour le développement en coopération. 1987.
- [10] Samuel Jolivet. Modélisation mésoéchelle des cyclones tropicaux dans le Sud-Ouest de l'Océan Indien avec Méso-NH. Cas d'étude DINA. Océan, Atmosphère. Université de la Réunion, 2008.
- [11] C. Audet, G. Jomphe, S. Le Digabel. Séries de Taylor. Polytechnique Montréal. 2022.
- [12] Olivia Leroy. Estimation d'incertitudes pour la propagation acoustique en milieu extérieur. Acoustique [physics.class-ph]. Université du Maine, 2010.
- [13] Rawad Assaf. Analyse du comportement vibroacoustique des parois multicouches composites dans les constructions. Matériaux. Conservatoire national des arts et métiers - CNAM, 2015.
- [14] Fabienne Anfosso-Lédée et al, Impacts sanitaires du bruit État des lieux Indicateurs bruit-santé. Agence française de sécurité sanitaire environnementale. 2004.
- [15] Gunnar Taraldsen, The Delany-Bazley Impedance Model and Darcy's Law. Norwegian University of Science and Technology. 2005.