

PARTIE II : DONNÉES ET MÉTHODOLOGIE

Chapitre III. Données utilisées

III.1. Données de terrain

Nous avons fait deux descentes sur terrain dans le site de Zahamena Est. La première descente a été en mars 2011. Nous avons effectué une reconnaissance de la zone d'étude et un repérage de l'emplacement des parcelles d'étude. L'installation des parcelles ainsi que les mesures de LAI à l'intérieur de ces parcelles ont été effectuées pendant la deuxième descente, qui s'est faite en mai 2011.

Zahamena Est présente une topographie et une exposition permettant de différencier la crête, le haut versant, le mi-versant, le bas versant et le bas-fond. Les profils LAI (Figure 1) ont permis de bien voir les différents types de forêt observés.

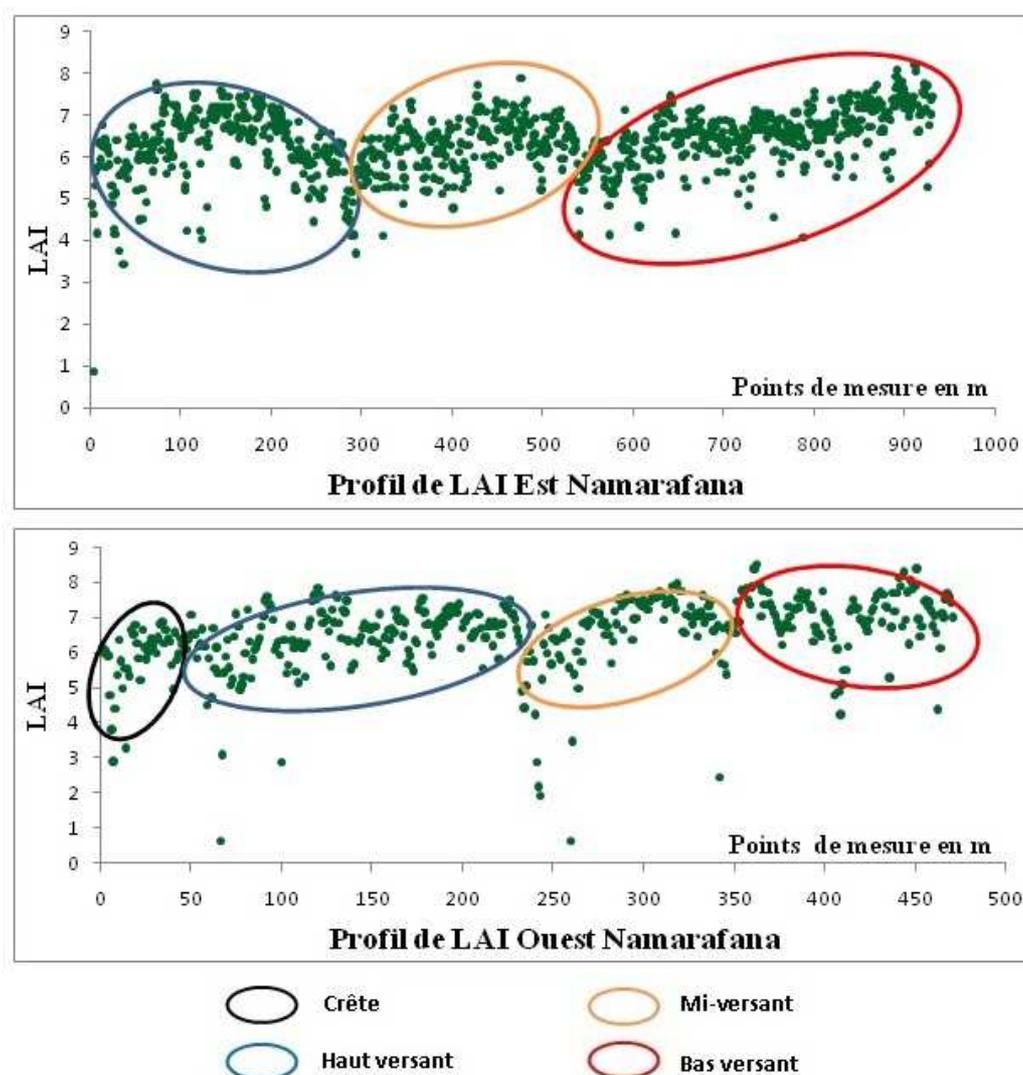
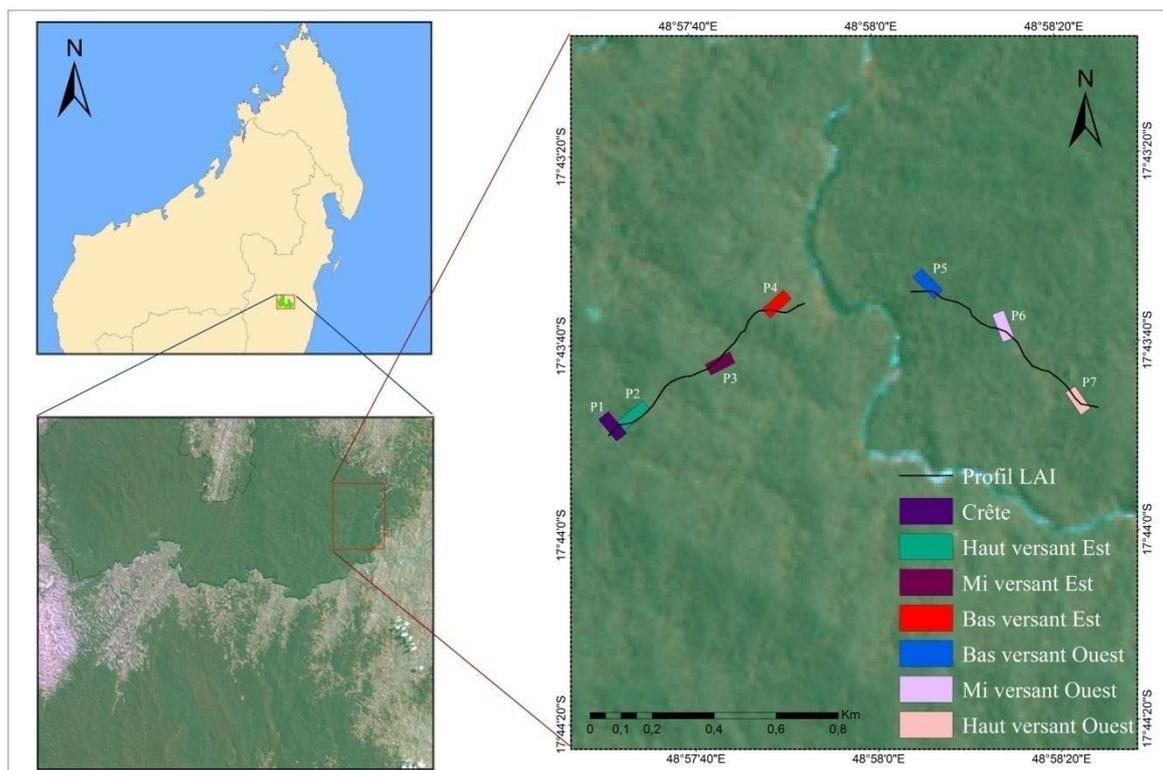


Figure 1: Types de forêts identifiés sur les profils de LAI

Ces profils LAI ont permis de bien localiser les endroits où installer les parcelles.

III.1.1. Les parcelles de mesure

Nous avons mis en place sept parcelles dont six de dimension de 50 m x 20 m et un de dimension 100 m x 10 m. Elles sont toutes localisées dans la partie de Namarafana. Mais ces parcelles sont divisées en deux, selon la carte de l'emplacement des parcelles et les lignes de profil suivantes :



Carte 2: Cartes de localisation des 7 parcelles avec la ligne de profil

a. Parcelle P1 : Forêt de la crête

Ses coordonnées géographiques sont : $17^{\circ}44'14,5''S$ et $48^{\circ}58'24,7''E$. Elle est localisée dans la partie de Namarafana à une altitude de 591 m. Elle est caractérisée par la forte contribution de deux espèces : *Neotina isoneura* de la famille des SAPINDACEAE et *Polyscias schatzii* de la famille des ARALIACEAE. Une autre caractéristique de cette parcelle est l'abondance des espèces de bambous lianes montrant l'ouverture de la canopée qui permet la pénétration de la lumière. La strate supérieure est semi-ouverte, son taux de recouvrement est de 32 à 40%. Ces ouvertures permettent le développement de strate inférieure avec un maximum de taux de recouvrement (82%).

b. Parcelle P2 : Forêt de haut versant Ouest

Ses coordonnées géographiques sont : 17°44'12.7''S et 48°58'26.8''E. Elle est située à une altitude de 557 m avec une pente de 30°. Les familles les mieux représentées dans cette parcelle sont LAURACEAE, EUPHORBIACEAE, CLUSIACEAE. On observe toujours la présence des espèces de bambou et de bambou liane dans cette parcelle. La strate supérieure et la strate arbustive sont denses, la fermeture de la voute forestière induit le fait que la strate moyenne et la strate herbacée sont moins denses. La strate inférieure présente un faible taux de recouvrement (40%).

On constate aussi que les arbres dans cette parcelle présentent peu de ramification. Cette ramification s'observe à partir de 5m.

c. Parcelle P3 : Forêt de mi versant Ouest

Ses coordonnées géographiques sont : 17°44'08''S et 48°58'27.9''E. Elle est située à une altitude de 531m avec une pente qui est très inclinée. Il est caractérisé par la forte contribution de deux espèces : *Craterispermum laurinum* de la famille des RUBIACEAE et *Diospyros boivini* de la famille des EBENACEAE. La strate supérieure est plus ou moins ouverte par rapport aux autres strates, son taux de recouvrement est de 6 à 22%. Cette ouverture conduit au fort taux de recouvrement de la strate inférieure de 72 à 76%.

En général, les troncs sont très droits et avec de gros diamètres. La ramification ne s'observe qu'à partir de 8 m de hauteur.

d. Parcelle P4 : Forêt de bas versant Ouest

Ses coordonnées géographiques sont 17°44'5.11'' et 48°58'34.04''. La pente est très douce et l'altitude est de 480m. Elle est caractérisée par la forte contribution de deux espèces : *Omphalea biglandulosa* de la famille des EUPHORBIACEAE et *Cyathea sp* de la famille des CYATHEACEAE. La formation dans ce site est très haute. En moyenne, la hauteur des arbres est supérieure à 18m. La strate supérieure est moins dense par rapport aux autres strates, elle est semi-ouverte, son taux de recouvrement varie de 6 à 38%.

En général, les troncs sont très droits et avec de gros diamètres. La ramification ne s'observe qu'à partir de 10m de hauteur.

e. Parcelle P5 : Forêt de bas versant Est

Ses coordonnées géographiques sont : 17°44'54.2''S et 48°58'49.0''E. Elle est située à une altitude de 443m avec une pente de 20°. La parcelle P5 est dominée par les jeunes plantules d'arbres et les herbacées, ce sont surtout : *Cyathea sp*, *Dypsis fibrosa*, *Scleria sp*, *Syzygium sp*, *Protium madagascariensis*, *Asplenium sp*. Cette strate est dominée par les fougères arborescentes dont le genre est *Cyathea*.

Dans cette formation, la strate supérieure est semi-ouverte, son taux de recouvrement varie de 4 à 40%. Tandis que la strate moyenne est très dense, elle varie de 68 à 86%.

f. Parcelle P6 : Forêt de mi versant Est

Ses coordonnées géographiques sont : 17°44'57.4''S et 48°58'56.0''E. Elle est située à une altitude de 540m avec une pente de 35°. Elle est dominée par les plantules d'arbres et les herbacées, elle est composée par: *Pandanus sp*, *Asplenium sp*, *Blotia mimosoides*, *Syzygium sp*.

La strate supérieure est semi-ouverte, son taux de recouvrement est faible par rapport aux autres strates, il varie de 14 à 34%. Tandis que la strate moyenne et la strate arbustive est plus ou moins dense, ses recouvrements varient de 44 à 58%. Cette semi-ouverture conduit à un taux de recouvrement de 58 à 64% de la strate inférieure.

g. Parcelle P7 : Forêt de haut versant Est

Ses coordonnées géographiques sont : 17°44'02.1''S et 48°59'08.4''E. Elle est située à une altitude de 540m avec une pente de 35°. Elle est dominée par les plantules d'arbres et les herbacées, ce sont surtout : *Syzygium sp*, *Anthostema madagascariensis*, *Scleria sp*, *Pandanus sp*. La strate arbustive recouvre plus de surface avec 64 à 76%. La strate supérieure et la strate moyenne sont moins denses. Elles sont semi-ouvertes. L'ouverture de la strate supérieure favorise le développement de la strate herbacée.

Les parcelles P5, P6 et P7 sont caractérisées par la forte contribution de deux espèces : *Uapaca thouarsii* de la famille des EUPHORBIACEAE et *Calophyllum sp* de la famille des CLUSIACEAE. La formation est haute avec une hauteur moyenne maximale de 18m. Elles sont denses et abritent de grands arbres. La majorité des arbres ne présentent pas de ramification à la base. En général, les troncs sont très droits et les ramifications pour les arbres de la strate supérieure ne s'observent qu'à partir de 8m de hauteur.

Pour toutes ces parcelles, nous avons fait les mesures de LAI suivant la longueur des parcelles, avec une distance inter profil de 10m. Les mesures ont été faites entre 11h et 14h, c'est-à-dire au moment où le soleil est au zénith. Ceci dans le but d'avoir le maximum d'intensité lumineuse [21]. Les valeurs de LAI ont été prises tous les 1 m et les points GPS tous les 10m. Des mesures de diamètre $DHP \geq 10$ cm, de la hauteur de fut (Hf) et maximale (Hm) de la végétation ont été acquises avec les mesures de LAI.

III.1.2. Données LAI brutes

Nous présentons sur la figure suivante le signal LAI original correspondant à l'une des sept parcelles que nous avons établie ainsi que son spectre

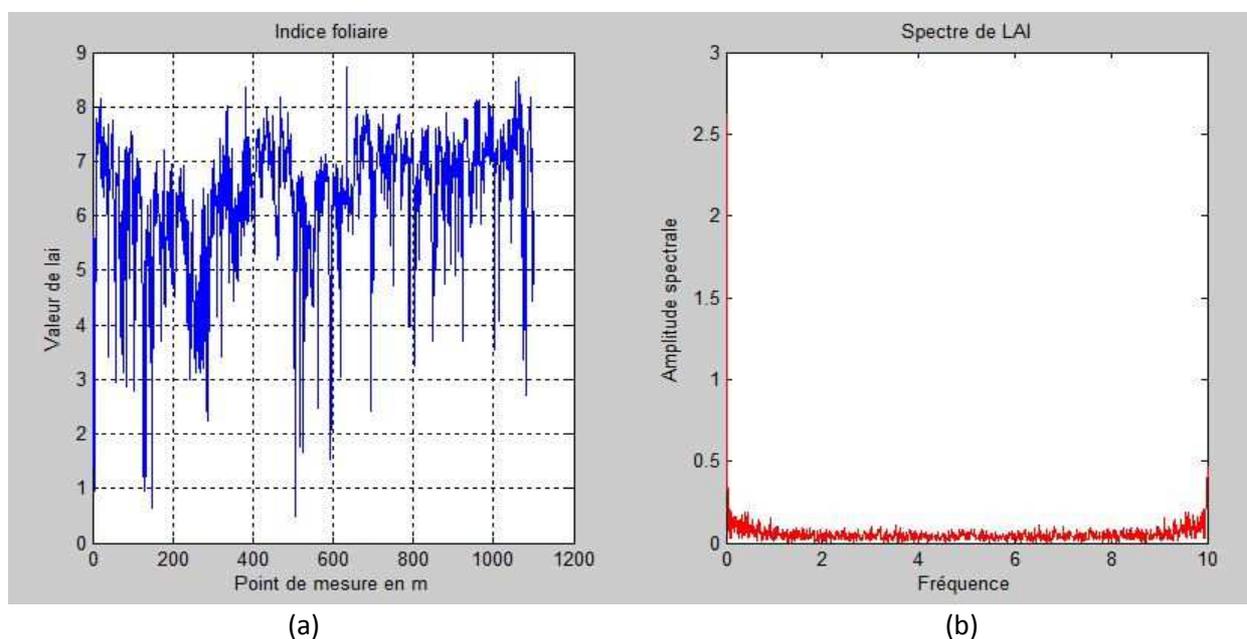


Figure 2: Signal de LAI brut

La figure (2b) nous montre que le signal LAI est bruité et ce qui convient d'effectuer un filtrage pour en enlever les bruits. Nous avons effectué une décomposition en ondelettes pour cela.

III.2. Données de télédétection

L'image optique utilisée dans cette étude est acquise le 18 septembre 2008 par le capteur HRG (HRG : Haute Résolution Géométrique) du satellite SPOT-5. Elle est référencée sous le numéro 171-385. Cette scène couvre une superficie de 5296,4797 km² avec un nombre de pixels de 7417 x 7141 pour les bandes XS (Figure 3).

Le tableau suivant résume les caractéristiques de différentes bandes spectrales XS de cette scène :

Tableau I: Caractéristiques des images SPOT 5

Bande	Limites de la bande spectrale	Spectre	Taille du pixel
<i>XS1</i>	0,50-0,59 μ m	Vert	10m
<i>XS2</i>	0,61-0,68 μ m	Rouge	10m
<i>XS3</i>	0,78-0,89 μ m	Proche Infrarouge	10m
<i>XS4</i>	1,58-1,75 μ m	Moyen Infrarouge	10m

Dans cette étude, nous avons employé les bandes spectrales XS1, XS2, XS3, XS4 de résolution spectrale égale de 10 mètres de la scène SPOT 5 mentionnée ci-dessus.

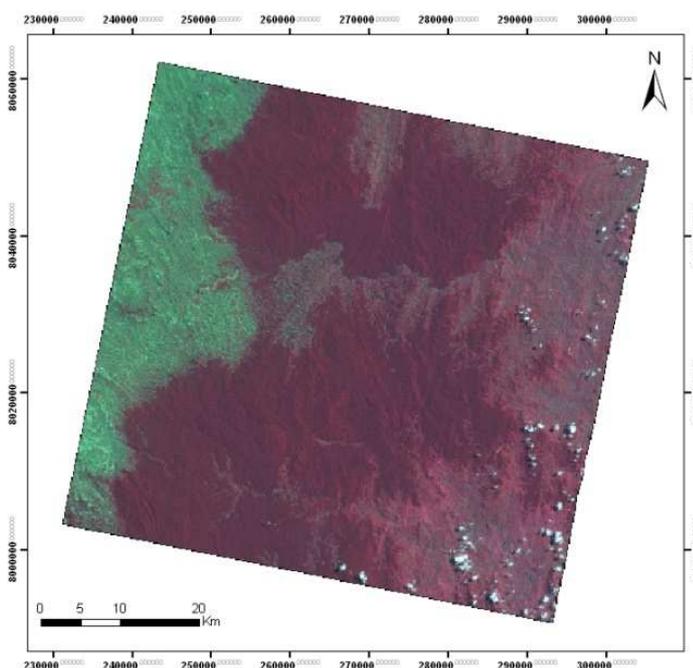


Figure 3: Composition colorée en fausse couleur de la scène SPOT (171-385) (Rouge : XS3, Vert : XS2, Bleu : XS1)

Chapitre IV. Réseaux de neurones

Le cerveau humain est considéré comme un organe extrêmement complexe. Il est le siège de l'intelligence, de la créativité, de l'émotivité, de la conscience et de la mémoire. Par exemple, comprendre la langue parlée ou reconnaître des objets dans une scène visuelle. Des chercheurs ont depuis longtemps essayé de trouver le secret de son fonctionnement et à le simuler. C'est cette approche qui a conduit à l'étude de réseaux de neurones formels qui sont des réseaux complexes d'unités de calcul élémentaires interconnectées. On désigne par connexionnisme la démarche consistant à vouloir rendre compte de la cognition humaine par des réseaux de neurones artificiels. [22]

Avant que nous examinions en détails les techniques utilisées, nous allons résumer le fonctionnement d'un réseau en commençant par sa nature biologique. Nous étudierons ensuite le réseau de perceptrons multicouche.

IV.1. Le neurone biologique

Un neurone est une cellule de base du système nerveux spécialisée dans la communication et le traitement de l'information. Le système nerveux compte plus de 1000 milliards de neurones interconnectés. Les neurones ne se ressemblent pas tous dans le cerveau humain. La figure 4 suivante montre un neurone de notre cerveau. [23]

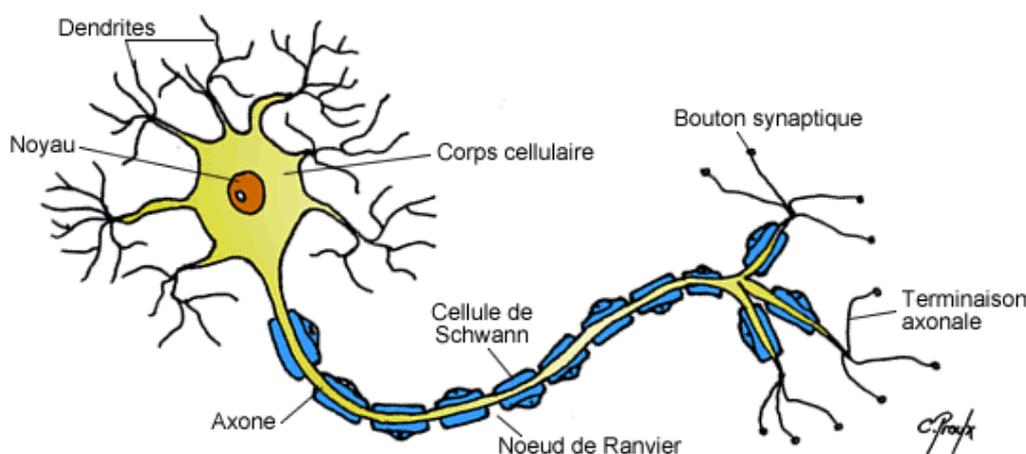


Figure 4: Le neurone biologique

Le neurone est composé de quatre parties importantes : les dendrites, le corps cellulaire, l'axone et les terminaisons axonales.

IV.1.1. Les dendrites

Les dendrites ressemblent aux branches d'un arbre. Elles sont situées à l'une des extrémités du neurone. Leur rôle est de recevoir les messages (impulsion nerveuse) des autres neurones [24].

IV.1.2. Le corps cellulaire

Le corps cellulaire est au centre des dendrites. Il est responsable de traiter les messages provenant des dendrites. S'il reçoit une quantité suffisante de messages, ou autrement dit, de stimulations (c'est-à-dire que ce n'est pas seulement une dendrite qui envoie le message), il déclenche une impulsion nerveuse (signal électrique) assez forte pour permettre la transmission d'un neurone à un autre [24].

IV.1.3. L'axone

L'axone est comme le chemin de l'impulsion nerveuse : c'est le tronc de l'arbre. Il transmet l'influx nerveux vers les autres neurones [24].

IV.1.4. Les terminaisons axonales

Les terminaisons axonales sont composées de boutons terminaux qui contiennent des vésicules synaptiques. On peut les comparer aux racines d'un arbre. Les vésicules synaptiques contiennent des neurotransmetteurs qui sont des substances chimiques. Il existe deux types de neurotransmetteurs : ceux qui excitent les neurones, c'est-à-dire qu'ils permettent la transmission de l'influx nerveux, et ceux qui inhibent les neurones, c'est-à-dire qu'ils empêchent l'influx nerveux de se transmettre à un autre neurone [24].

Lorsque les neurotransmetteurs sont libérés par les vésicules synaptiques dans les boutons terminaux, ils sont captés par un autre neurone ou une partie du corps (muscles ou glande). Cette transmission d'un neurone à un autre ou à une autre partie du corps se nomme synapse. L'espace synaptique est l'espace entre les boutons terminaux (où se trouvent et sont libérés les neurotransmetteurs) et le neurone ou le muscle ou la glande où sont captés les neurotransmetteurs [24].

IV.2. Le neurone formel ou neurone artificiel

Le premier modèle de neurone artificiel a été conçu en 1943 par McCulloch et Pitts [25]. C'est un modèle mathématique qui reprend les principes de fonctionnement du neurone biologique.

Un neurone artificiel (Figure 5) effectue une somme des potentiels d'actions qui lui parviennent. Chacun de ces potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurone qui l'a émis. Chacun des potentiels est associé à un poids synaptique servant de pondération. Suivant le résultat de cette somme pondérée, le neurone peut se comporter de deux manières [26] :

- si la somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse sous forme de potentiel d'action dont la valeur est celle de son activation.
- dans le cas contraire, le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien.

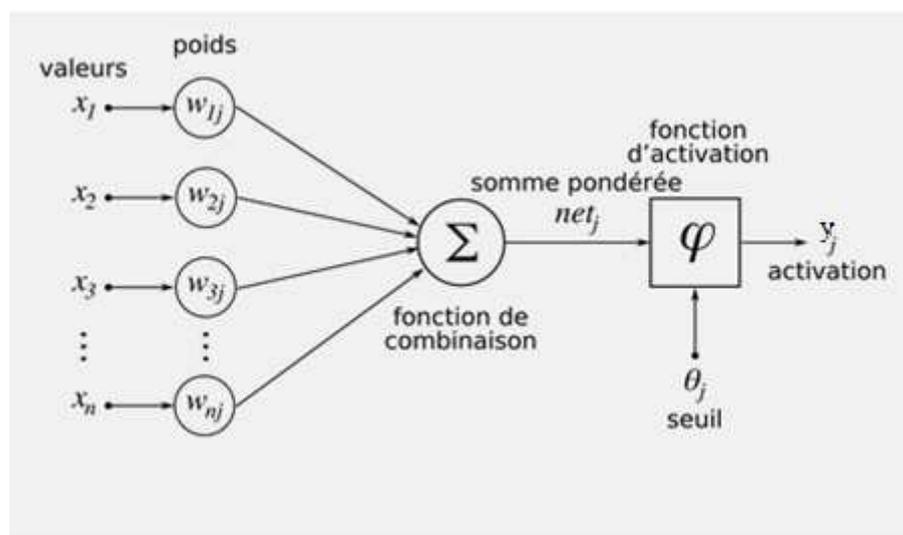


Figure 5: Le neurone formel

La somme pondérée des signaux reçus par un neurone est déterminée par la relation suivante [27] :

$$o_{pj} = \sum_i w_{ji} x_{pi} + \theta_j \quad (01)$$

où o_{pj} est la somme pondérée des entrées du neurone j , w_{ji} est le poids de connexion entre le neurone actuel j et le neurone précédent i , x_{pi} est la sortie des neurones i

connectés au neurone j pour le cas p et θ_j est le biais dont la valeur d'entrée est une constante égale à 1.

Le résultat de l'équation (01) est ensuite transformé par une fonction d'activation non linéaire pour déterminer l'état d'activation a_{pj} du neurone j qui sera transféré aux neurones k de la couche suivante. Toutes les fonctions continues et dérivables en tous points de l'espace peuvent être utilisées comme fonctions d'activation [28].

$$a_{pj} = f(o_{pj}) \quad (02)$$

où a_{pj} est l'état d'activation du neurone j

f : fonction de transfert ou fonction d'activation du neurone

Il existe de nombreuses formes possibles de fonction d'activation. Les plus courantes sont présentées sur la figure 6. A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions d'activation sont continues, offrant ainsi une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$) [29].

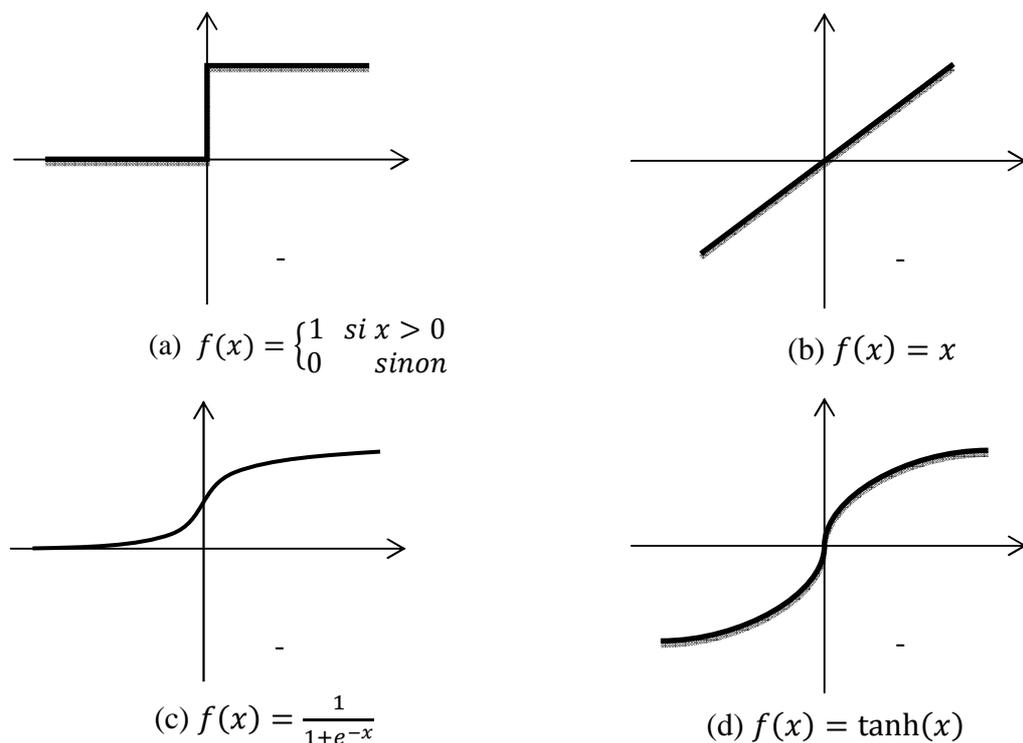


Figure 6: Exemples de fonctions d'activation : (a) fonction de Heaviside, (b) fonction linéaire, (c) fonction logistique, (d) tangente hyperbolique

IV.3. Les réseaux de neurones artificiels

Un Réseau de Neurones Artificiels (RNA) est un ensemble de neurones artificiels associés en couches et fonctionnant en parallèle. Pour les différencier des réseaux de neurones biologiques, ils sont composés des petites fonctions mathématiques, qui permettent aux réseaux de former des fonctions complexes très utiles [30].

Les réseaux de neurones sont classés en deux catégories [31]:

- les réseaux faiblement connectés à couches que l'on appelle des réseaux « feed-forward » ou réseaux de neurone non bouclé
- les réseaux fortement connectés que l'on appelle de réseaux « feed-back » ou réseaux récurrents ou encore réseaux de neurone bouclé.

IV.3.1. Réseau « Feed-forward » ou réseau de neurone non bouclé

Les réseaux de neurones non bouclé (*feed-forward neural network*) se représentent graphiquement par un ensemble de neurones connectés de manière à ce que l'information ne transite que des entrées vers les sorties, sans "retour en arrière" [32]. Les neurones qui effectuent les dernières opérations sont appelés neurones de sortie. Les autres neurones, placés entre les entrées et les neurones de sortie, sont en nombre variable. Ces neurones sont appelés neurones cachés (Figure 7).

Le réseau de neurones représenté sur la figure 7 contient n sorties. Il réalise donc n fonctions algébriques des variables d'entrées $\{x_i\} 0 < i < n$ du réseau.

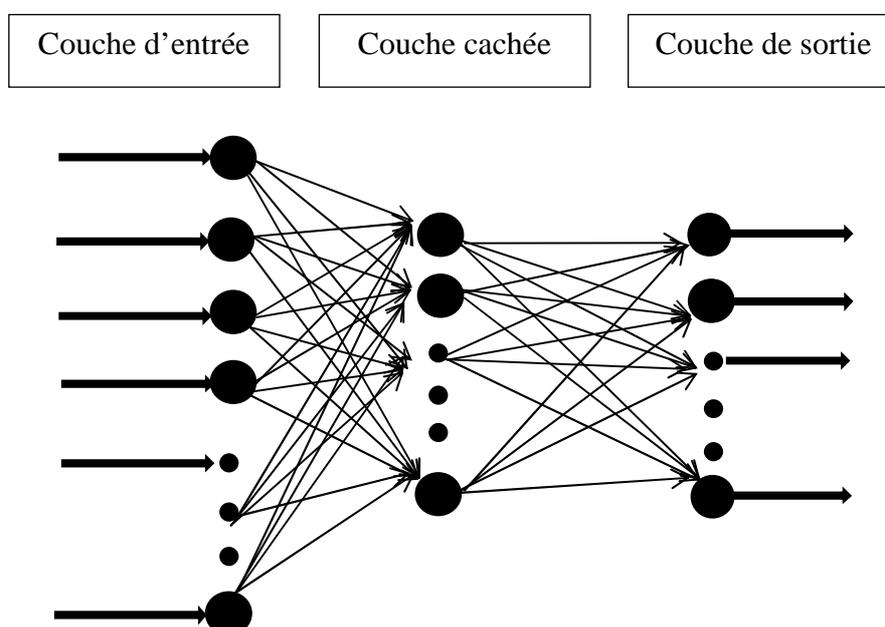


Figure 7: Représentation d'un réseau de neurones à n entrées, une couche de N_j neurones cachés et y_i neurones sur la couche de sortie.

Pour ce type de réseau, le temps ne joue pas de rôle fonctionnel. Si les entrées sont constantes, les sorties le sont également.

On distingue plusieurs réseaux « Feed-forward » :

a. Les Perceptrons :

Le perceptron monocouche

C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est inspiré du système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et +1) ou (0 et +1) [33]. La figure suivante montre la structure d'un perceptron monocouche, avec une sortie y et deux entrées x_1 et x_2 .

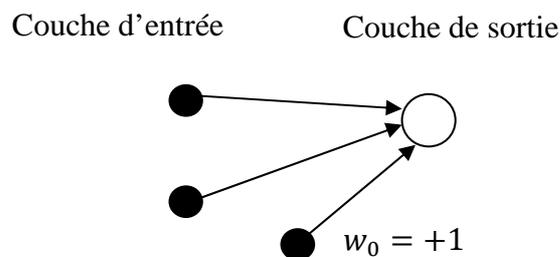


Figure 8: Structure d'un perceptron monocouche

Le perceptron multicouche ou Multi Layer Perceptron (MLP)

C'est une amélioration du perceptron monocouche, avec une ou plusieurs couches intermédiaires dites couches cachées entre l'entrée et la sortie [34]. Nous étudierons plus en détail ce réseau de neurones dans le paragraphe IV.5. La figure 9 suivante montre la structure d'un perceptron multicouche comprenant trois entrées, deux couches cachées et deux sorties.

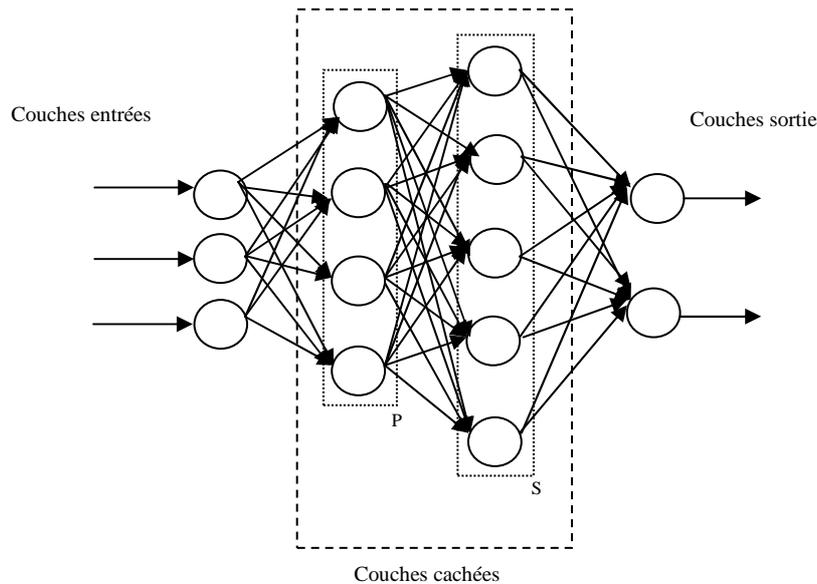


Figure 9: Structure d'un perceptron multicouche

b. Les réseaux à fonction radiale

Ce sont les réseaux que l'on nomme RBF (Radial Basic Functions) (Figure 10). L'architecture est la même que pour les MLP. Cependant, les fonctions de base utilisées sont des fonctions gaussiennes. Ils se composent d'une seule couche intermédiaire. Pour ce type de réseau, l'apprentissage le plus utilisé est le mode hybride ; les règles sont soit, la règle de correction de l'erreur, soit la règle d'apprentissage par compétition.

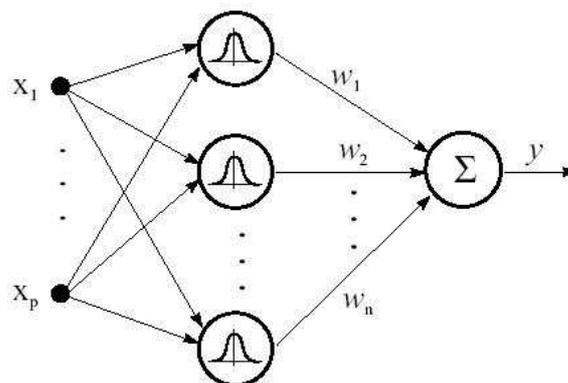


Figure 10: Structure d'un réseau à fonction radiale

IV.3.2. Réseau « Feed-back » ou réseau de neurone bouclé

Ce sont des réseaux dans lesquels il y a un retour en arrière de l'information. Il existe au moins un chemin qui part et revient au même neurone. Tout réseau de neurones bouclé

peut donc être mis sous la forme d'un réseau de neurones non bouclé avec une contre-réaction de la sortie d'un de ses neurones vers un neurone d'une couche antérieure [31].

On distingue également plusieurs réseaux « Feed-back » :

a. Le réseau de Hopfield

Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les réseaux d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale du réseau de Hopfield (Figure 11) est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problème d'optimisation [33].

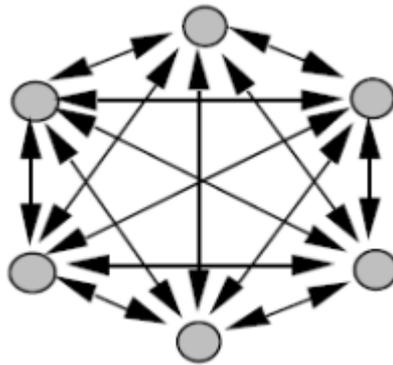


Figure 11: Structure d'un réseau de Hopfield

b. Le réseau de Kohonen

Le réseau de Kohonen comporte deux couches : une couche d'entrée et une couche de sortie. Chaque neurone d'entrée est connecté à tous les neurones de la couche de sortie. Les neurones de la couche de sortie sont organisés en une grille à deux dimensions (Figure 12). L'idée principale de ce réseau est de faire en sorte que les neurones se regroupent en aires. Les aires ne sont pas déterminées à l'avance mais apparaissent lors de l'apprentissage. Cet apprentissage est non supervisé [35].

Le réseau de Kohonen (Figure 12) a des applications dans la classification, le traitement de l'image, l'aide à la décision et l'optimisation.

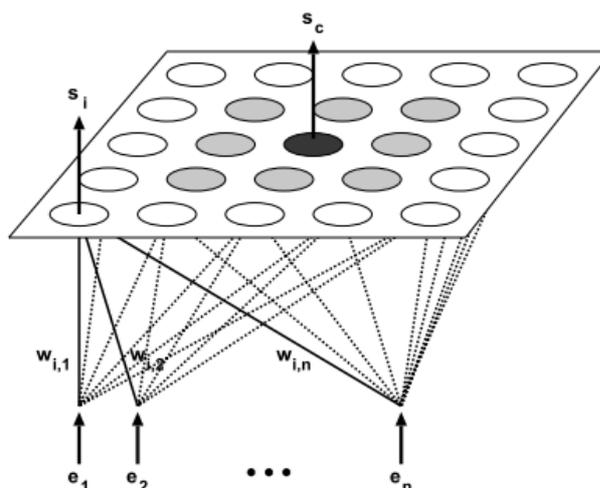


Figure 12: Structure d'un réseau de Kohonen

IV.4. Les types d'apprentissage

L'apprentissage est la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. C'est une phase du développement du réseau durant laquelle son comportement est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Le réseau adapte sa structure (le plus souvent, les poids des connexions) afin de fournir sur ses neurones de sorties les valeurs désirées [36].

L'apprentissage nécessite des échantillons d'apprentissage et un algorithme d'apprentissage. Au début, les poids du réseau sont initialisés avec des valeurs choisies aléatoirement. Puis les échantillons d'apprentissage sont entrés dans le réseau pour effectuer le calcul des sorties correspondantes. Ensuite, la valeur de l'erreur est calculée et une correction des poids est appliquée [36].

Il existe deux types d'algorithmes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

IV.4.1. Apprentissage supervisé

L'apprentissage est dit supervisé lorsque l'on fournit au réseau un jeu de couples d'entrées - sorties. Il consiste à déterminer le vecteur des poids d'un réseau capable de mettre en correspondance ces couples entrées - sorties, c'est-à-dire un réseau tel que [36] :

$$F_w(x_i) = y_i ; i = 1, 2, 3, \dots, n$$

F_w : le réseau de neurones

(x_i, y_i) : couples entrée - sortie

IV.4.2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage est dit non supervisé lorsque seules les valeurs d'entrée sont disponibles. Dans ce cas, les échantillons que l'on fait entrer dans le réseau provoquent une auto – adaptation de ce réseau afin de produire des valeurs de sorties qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrée similaires ou de même nature [36].

IV.5. Le Perceptron multicouche

IV.5.1. Architecture du réseau

Le Perceptron multicouche ou Multi Layer Perceptron (MLP) est généralement organisé en trois groupes de couches (Figure 13) :

- la couche d'entrée reçoit les variables originales
- la ou les couches intermédiaires, appelées couches cachées traitent et font transiter l'information.
- la couche de sortie fournit l'information traitée

Aucune connexion n'existe entre les neurones d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseau sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes car elles permettent une convergence beaucoup plus rapide du réseau. Le réseau MLP peut résoudre des problèmes non-linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués.

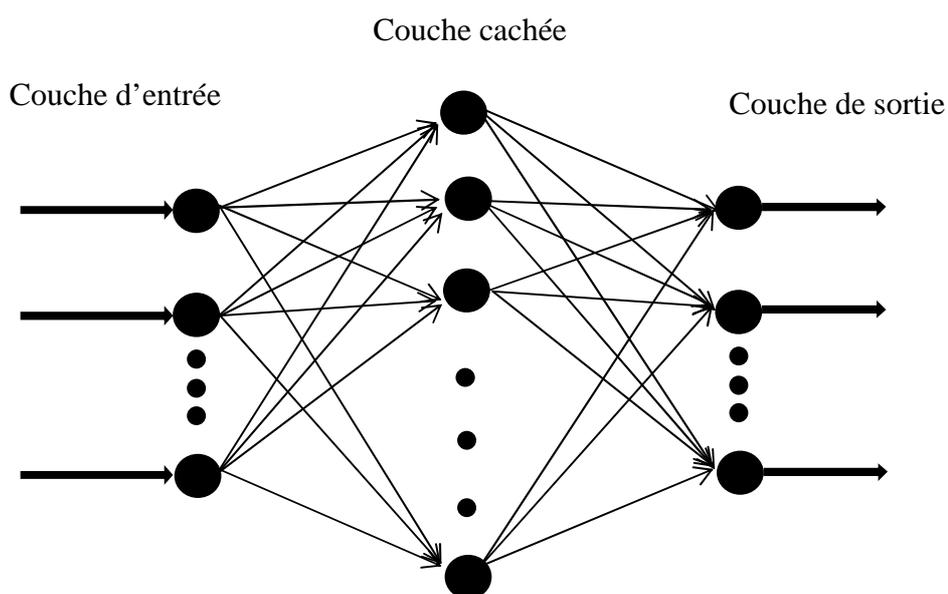


Figure 13: Structure d'un réseau MLP

IV.5.2. Règles d'apprentissage du réseau MLP

L'apprentissage du réseau MLP est généralement réalisé à l'aide de l'algorithme de la rétro-propagation du gradient d'erreur ou de l'algorithme de Levenberg-Marquardt [37].

a L'algorithme de la rétro-propagation du gradient d'erreur

L'algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur ou Back Propagation a été développé par Werbos en 1974 [38]. C'est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff et a été un des premiers algorithmes pour l'optimisation des réseaux multicouche.

L'algorithme de la rétro-propagation du gradient d'erreur fonctionne selon un processus itératif dans le but de minimiser la fonction d'erreur E_p (Formule 03) définie par les différences entre l'estimation du réseau et les valeurs observées [39].

$$E_p = \sum_i (o_{pk} - t_{pk})^2 \quad (03)$$

où t_{pk} représente les valeurs observées et o_{pk} correspond aux valeurs prédites par le neurone k pour la paire d'échantillons p .

Pour minimiser E_p , il est nécessaire de calculer la somme des dérivées premières par rapport à chaque poids de connexions du réseau et pour chaque paire d'échantillons p .

Une itération de cet algorithme peut être résumée en dix étapes [40] :

- **Etape 1 : Initialisation des poids de connexion**

Les poids de connexions entre les neurones et les seuils de chaque neurone sont initialisés d'une manière arbitraire à des valeurs de faible grandeur. Cette initialisation est effectuée au niveau de toutes les couches du RN.

- **Etape 2 : Choix d'un exemple d'apprentissage**

Le réseau fait une sélection séquentielle ou aléatoire d'une paire d'échantillon p dans la base de données d'apprentissage.

- **Etape 3 : Calcul de l'activation des neurones internes**

L'état d'activation de chaque neurone interne est calculé par la relation suivante :

$$a_{pj} = f_j(o_{pj}) \quad (04)$$

et

$$o_{pj} = \sum_i w_{kj} a_{pj} + \theta_k \quad (05)$$

où a_{pj} est l'état d'activation du neurone j pour la paire d'échantillons p , et w_{kj} , représente le poids de connexion entre le neurone i et le neurone j .

- **Etape 4 : Calcul de l'activation des neurones de sortie**

L'activation des neurones de la couche de sortie est calculée de la même manière que les neurones de la couche interne :

$$a_{pk} = f_k(o_{pk}) \quad (06)$$

et

$$o_{pk} = \sum_i w_{kj} a_{pj} + \theta_k \quad (07)$$

Où a_{pk} est l'état d'activation du neurone k pour la paire d'échantillons p et w_{kj} est le poids de connexion entre le neurone j et le neurone k .

- **Etape 5 : Calcul de l'erreur des neurones de sortie**

L'erreur de chaque neurone de la couche de sortie est déterminée par la relation :

$$\partial_{pk} = (o_{pk} - t_{pk}) f'_k(a_{pk}) \quad (08)$$

où ∂_{pk} est l'erreur au niveau du neurone k pour la paire d'échantillons p et $f'_k = f'(a_{pk}) (1 - f(a_{pk}))$ est la dérivée première de la fonction d'activation.

- **Etape 6 : Calcul de l'erreur des neurones internes**

L'erreur correspondant à chaque neurone j de la couche interne est déterminée à partir de l'équation de récurrence suivante qui est basée sur l'erreur de la couche de sortie.

$$\partial_{pj} = \left(\sum_k \partial_{pk} w_{kj} \right) f'_j(a_{pj}) \quad (09)$$

Cette manière spécifique de calculer l'erreur interne est due au fait qu'on ignore les sorties des neurones internes. Par conséquent, le terme d'erreur associé aux neurones internes n'est pas connu. Il faut donc exprimer l'erreur de ces neurones à partir de celle des neurones de sortie, seule erreur directement mesurable. Cette particularité justifie d'ailleurs l'appellation de cet algorithme : algorithme de RP, car l'erreur de la sortie est réinjectée dans le réseau.

- **Étape 7 : Calcul des variations des poids w_{ji}**

La modification de poids Δ_p à apporter aux connexions w_{ji} entre la couche d'entrée et la couche interne est calculée comme suit :

$$\Delta_j w_{ji} = -\alpha_j \partial_{pj} x_{pi} \quad (10)$$

où $\Delta_j w_{ji}$ est la variation du poids w_{ji} associé à la paire d'échantillons p , et α_j est le taux d'apprentissage ($0 < \alpha < 1$).

- **Étape 8 : Calcul des variations de poids w_{ki}**

La modification de poids Δ_p à apporter aux connexions entre la couche interne et la couche de sortie est déterminée de la même manière qu'à l'étape 7 :

$$\Delta_p w_{ki} = -\alpha_k \partial_{pk} x_{pj} \quad (11)$$

- **Étape 9 : Ajustement des poids de connexions**

Les poids de connexions w_{ji} , et w_{kj} sont alors mises à jour respectivement par les relations suivantes :

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta_p w_{ji}(n) \quad (12)$$

et

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta_p w_{kj}(n) \quad (13)$$

où n est la $n^{\text{ème}}$ itération.

Les valeurs seuils de chaque neurone sont ajustées de la même manière en les considérant comme des poids d'une connexion qui reçoit une constante en entrée [42]. De plus, les valeurs des seuils et les poids de connexion ne sont pas modifiés lorsque les prédictions des neurones de sortie sont égales aux valeurs observées.

- **Étape 10 : Fin du cycle de l'apprentissage**

Retour à l'étape 2 et choix d'une nouvelle paire d'échantillons. Cette boucle se poursuit jusqu'à ce que tous les cas de la base d'apprentissage soient traités.

L'amélioration couramment apportée à l'algorithme de RP consiste à ajouter aux relations de l'étape 9, un terme dénommé *momentum* ($0,01 < \eta < 0,1$) dans le but d'accélérer la convergence du réseau :

$$w_{ji}(n+1) = \Delta_p w_{ji}(n) + \eta[w_{ji}(n) - w_{ji}(n-1)] \quad (14)$$

et

$$w_{kj}(n+1) = \Delta_p w_{kj}(n) + \eta[w_{kj}(n) - w_{kj}(n-1)] \quad (15)$$

En effet, si les poids de connexions sont très élevés, l'état d'activation des neurones se situera dans la zone de saturation de la fonction sigmoïde où les dérivées sont proches de zéro, ce qui ralentit considérablement la procédure d'optimisation [42]. Le momentum permet alors de réduire l'amplitude des poids de connexions entre les neurones.

b Algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquart

L'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt est connu pour approximer le calcul des deuxièmes dérivées sans devoir calculer la matrice de Hessien, en utilisant l'approximation suivante : [26]

$$h = J_c^T J_c \quad (16)$$

Et le gradient est calculé

$$G = J_c^T \mathcal{E} \quad (17)$$

Où J_c est la matrice jacobienne, qui sont les premières dérivés de l'erreur par rapport aux poids et \mathcal{E} est le vecteur d'erreurs du réseau de neurone par rapport aux poids. Le jacobien peut être calculé par rétropropagation (méthode de gradient) qui est beaucoup moins complexe que le calcul de la matrice hessienne.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt emploie cette approximation de la matrice hessienne, pour calculer les nouveaux poids des neurones de la couche m , en modifiant l'algorithme de Newton comme suit [26] :

$$w_{ji}^m(n+1) = w_{ji}^m(n) - [h(n) + \mu_\mu I]^{-1} G(n) \quad (18)$$

I : est le vecteur d'identité

μ_μ : est le vecteur d'apprentissage

Quand μ_μ tend vers zéro, on retrouve la méthode de Newton, en utilisant l'approximation de la matrice hessienne, et quand μ_μ est suffisamment grand, on obtient l'algorithme de la descente de gradient avec un pas d'essai relativement faible [43].

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est la méthode la plus rapide quand il est utilisé pour l'apprentissage des réseaux de taille modérée de type feed-forward comprenant plusieurs couches de poids [44].

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu général sur les réseaux de neurones. Ensuite nous avons présenté l'architecture classique du réseau de neurone, plus précisément le réseau MLP, où nous nous sommes intéressés à leurs structures et à son principe de fonctionnement et nous avons expliqué son mode d'apprentissage. Dans le chapitre suivant, nous allons parler de transfert radiatif.

Chapitre V. Transfert radiatif

Dans ce chapitre, nous allons montrer comment la végétation répond-elle à la lumière en construisant des signatures spectrales différentes selon ses différents types. Ensuite, nous parlerons des propriétés spectrales de la feuille. Enfin, nous allons citer les différentes méthodes d'estimation de l'indice foliaire.

V.1. Interaction du rayonnement solaire au sein du couvert végétal.

Les interactions du rayonnement avec le couvert végétal vont déterminer le bilan radiatif du couvert. Ainsi, sa réponse spectrale dépend à la fois de la nature des plantes qui les composent, de leur état physiologique, des organes végétaux notamment les feuilles et leur arrangement spatial ainsi que du sol sous-jacent [45].

Ainsi, plusieurs études ont été menées afin de comprendre les mécanismes qui gouvernent l'absorption, la transmission et la réflexion de la feuille et ont mis en avant le rôle de la structure cellulaire, la composition biochimique, et les caractéristiques de la surface de la feuille dans ces mécanismes [46]. La figure suivante illustre le comportement des végétaux lors de son interaction avec la lumière.

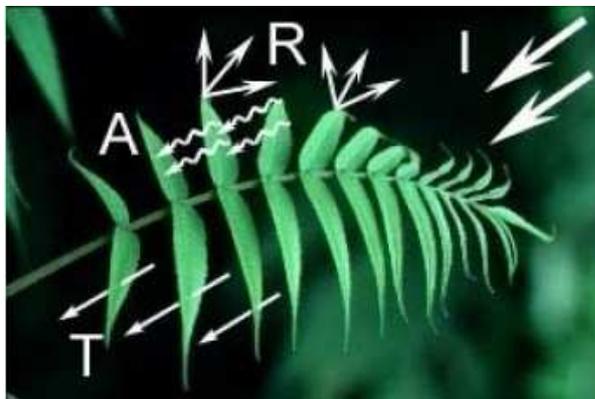


Figure 14: Comportement des végétaux lors de son interaction avec la lumière

V.2. Propriétés spectrales de la feuille

On peut distinguer trois types de comportement spectral de la végétation, correspondant aux grands domaines spectraux:

