

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE
ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

MEMOIRE

PRÉSENTÉ AU CENTRE UNIVERSITAIRE
D'EL-OUED

Institut des sciences et technologie
Département de génie électrique
et hydraulique

Pour l'obtention du diplôme
D'ingénieur d'Etat en électrotechnique
Option : réseaux électriques

Thème :

*Etude et simulation du spectre solaire
Par les réseaux de neurones artificiels*

Réaliser par :

- *Latreche Youcef*
- *Chouirfat Ayoub*
- *Ghedaire Ahmed Mohamed*

Encadreur :

Chenoufi Hakim

Promotion 2007

REMERCIEMENT

Tout d'abord remercions notre Dieu qui nous a donné la force pour terminer ce travail.

C'est pour nous un honneur et un privilège, et en même temps un devoir et une dette de reconnaissance de rendre un remerciement mérité à notre promoteur et ami, monsieur Chenoufi Hakim.

Ma reconnaissance s'adresse aussi à mes enseignants et au secrétariat de département électrotechnique. Partout, nous avons trouvé un souci du travail bien fait, le sens du bien commun et un dévouement infatigable. En particulier, aux collègues de la promotion qui ont vécu la même expérience, nous adressons un vibrant remerciement à l'ensemble des jurés pour l'intérêt qu'ils portent à ce travail en acceptant de participer à ce jury de mémoire.

DEDICACE

*Je dédie ce travail à ma mère ... ma mère... ma mère et à mon père.
A mes deux grand-mères marieme et heddi
A mes frères : Mohamed Faouzi et taïa.
A mes sœurs : hadjer, Djamilia, Nadjat, Sabah, Salima et la petite
Latifa.
Et à toutes ma famille sans exception.
Et à tous mes collègues et mes amis.*

Youcef latreche

*Je dédie ce travail à ma mère ... ma mère... ma mère et à mon père.
Et à ma grand-mère et mon grand-père : amor et khadiga
Et à mes frères : hocine... chouaib
Et à mes sœurs : mariem, somia, romaïssa, maria, nadjia, maimona,
ferdaouse et la petite raihana.
Sans que j'oublie : bachir ghmima, Abdelkader choiurfat, Otmane,
Adel, hamza, Miloud, Abdelhamid soiker, Youcef, larbi, Abdelaziz,
Smail.abderrazzak et larbi Aichouche.
Et pour tous ceux que j'ai oublié de citer, et qui j'espère, ne m'en
tiendront pas rigueur.*

Ayoub choiurfat

*Je dédie ce travail :
A ma mère ... A ma mère ... A ma mère, source de tendresse.
A mon père, qui m'encourage dans les instants délicats.
A mes frères : Ahmed, Salem, Elhadi, Abdrazak et Bachir.
A mes sœurs : Fatima, Nadjat, Mona, Ebtihaj, et le petite Samira.
Et à toutes ma famille sans exception.
A tous mes collègues et mes amis.*

Ghedaire Ahmed Mohamed

Sommaire

Sommaire	i
Remerciement	iii
Introduction générale.....	01

Chapitre I

Le spectre solaire

I.1 Introduction.....	06
I.2 Potentiel solaire	06
I.2.1 Rayonnement solaire dans l'espace	06
I.2.2 Rayonnement solaire au sol.....	08
I.2.2.1 Structure de l'atmosphère.....	08
I.2.2.2 Nombre d'air masse.....	09
I.3. Cellule photovoltaïque idéale....	12
I.3.1 Conversion photon électron.....	15
I.4 mesure du rayonnement solaire.....	16
REFERENCES.....	16

Chapitre II

Les réseaux de neurones artificiels

II.1 Introduction.....	18
II.2 Le neurone artificiel.....	18
II.3 Biais et connexions.....	19
II.4 La rétropropagation	19
II.4.1 L'algorithme d'entraînement de la rétropropagation.....	20
II.4.1.1 Propagation avant, ou chaîne directe.....	20
II.4.1.2 Propagation dans le chemin inverse.....	21
II.4.1.3 Le gradient et d'ajustement des poids.....	23
II.4.1.4 La taille du RNA.....	24
II.5 Algorithme de la rétropropagation.....	25
II.5.1 Schéma de la rétropropagation.....	29

Sommaire

II.6 Méthodes de convergence.....	30
II.7 Procédé d'apprentissage de la rétropropagation.....	31
II.8 Expérience.....	32
II.8.1 Nombre de couches cachées.....	32
II.8.2 Nombre de neurones.....	32
II.8.3 Fonction logistique.....	33
II.8.4 Taille de l'époch.....	33
II.8. 5 Coefficient d'apprentissage.....	34
REFERENCES.....	34

Chapitre III

Simulation et discussion

III.1 introduction.....	36
III.2 Conditions pour lesquelles les caractéristiques électriques sont définies.....	36
III.3 Principales observations de simulation.....	36
III.3.1 Avant normalisation	36
III.3.2 Après normalisation.....	37
III.4 Reconnaissance de formes en utilisant les RNA.....	39
III.4.1 Architecture du réseau utilisé.....	39
III.4.2 Solution numérique.....	39
III.4.2.1 Spectres AM0, AM1 et AM1.5.....	40
III.4.2.2 Eclairage énergétique en conditions AM0, AM1 et AM1.5	41
III.5 Conclusion.....	45
Conclusion générale.....	47

Introduction générale

I.1 Préliminaire

L'utilisation du rayonnement solaire comme source d'énergie pose un problème bien particulier. En effet, le rayonnement solaire n'est pas toujours disponible ; en outre, on ne peut l'emmagasiner ni le transporter. Le concepteur d'un système qui emploie le rayonnement solaire comme source d'énergie doit donc déterminer la quantité d'énergie solaire disponible à l'endroit visé et le moment où cette énergie est disponible.

Il faut d'abord comprendre l'effet de la rotation (moment de la journée) et de l'inclinaison (saison de l'année) de la terre sur le rayonnement solaire. L'absorption atmosphérique est plus faible lorsque le soleil se trouve à son point le plus haut dans le ciel, c'est-à-dire plein sud dans l'hémisphère nord et plein nord dans l'hémisphère sud¹. En effet, la distance que doit parcourir le rayonnement dans l'atmosphère est plus courte lorsque le soleil est directement au-dessus de l'endroit visé. C'est le « midi solaire », moment où le rayonnement solaire direct est le plus intense. Comme le soleil est plus haut et que les journées sont plus longues en été, la quantité totale d'énergie reçue sur un plan horizontal y est plus grande qu'en hiver.

I.2 L'énergie géothermique

L'énergie géothermique est une manifestation de la chaleur interne de la terre, entretenue par la désintégration d'éléments radioactifs dans les couches profondes du globe .

Les systèmes de thermopompes puisant la chaleur du sol (énergie géothermique) ou de l'eau fonctionnent grâce aux thermopompes et aux échangeurs de chaleur dans un circuit à boucle fermée ou ouverte. Ce type de système est le plus souvent utilisé pour chauffer et climatiser les locaux ainsi que pour chauffer l'eau à des fins commerciales ou domestiques et pour le chauffage par rayonnement à partir des sols. On estime que l'énergie géothermique peut satisfaire à 67 % de la demande totale en énergie du secteur commercial.

I.3 L'énergie éolienne

Les éoliennes constituent une technologie très efficace pour produire de l'énergie, étant donné que la source d'énergie est relativement constante. Par ailleurs, les éoliennes modernes peuvent produire de l'électricité efficacement lorsque le vent est faible, ce qui accroît le rendement de l'investissement. L'efficacité de l'énergie éolienne est fonction de la vitesse du vent, qui dépend de caractéristiques géographiques comme la proximité de grands lacs ou d'océans, l'altitude (montagnes) et des éléments paysagers, par exemple les grands arbres et les bâtiments.

I.4 L'énergie de biomasse

L'énergie de biomasse est tirée de matière organique qui dégage de l'énergie par la digestion, la décomposition ou la combustion. En général, les sources sont propres aux régions; elles incluent notamment le bois, les déchets de bois, les rebuts de récolte et les déchets.

La combustion de rebuts de récolte produit de la chaleur, qui peut être recueillie pour chauffer les bâtiments, tandis que la gazéification (décomposition) convertit les combustibles solides en gaz combustibles qui peuvent être brûlés comme du gaz naturel pour produire de l'électricité.

I.5 L'énergie solaire [1]

L'énergie émise par le soleil voyage jusqu'à la terre sous forme de rayonnement électromagnétique. Ce rayonnement est semblable aux ondes radioélectriques mais, il possède une gamme de fréquence différente. L'énergie solaire disponible est souvent exprimée en unités d'énergie par temps par unité de surface (W/m^2). La quantité d'énergie disponible au cours du trajet entre le soleil et l'atmosphère extérieure de la terre est égale à environ $1\,367W/m^2$. Cette valeur est proche de celle d'un séchoir à cheveux de forte puissance pour chaque mètre carré de rayonnement solaire. Une partie de l'énergie solaire est absorbée lorsque le rayonnement traverse l'atmosphère terrestre.

Il en résulte qu'au cours d'une journée ensoleillée, la quantité d'énergie solaire disponible à la surface de la terre dans la direction du soleil est généralement de $1000\,W/m^2$. Quel que soit le moment, l'énergie solaire disponible est principalement fonction de la position du soleil dans le ciel et de la nébulosité. Sur une base mensuelle ou annuelle, la quantité d'énergie solaire disponible dépend également de l'emplacement géographique. De plus, l'énergie solaire utilisable dépend de l'énergie solaire disponible, d'autres conditions météorologiques, de technologie utilisée et de l'application.

I.6 L'énergie photovoltaïque [2]

L'énergie solaire photovoltaïque convertit directement le rayonnement lumineux solaire en électricité. Elle utilise pour ce faire des modules photovoltaïques composés de photopiles qui réalisent cette transformation d'énergie. Elle est radicalement différente de l'énergie solaire thermique qui, quant à elle, produit de la chaleur à partir du rayonnement solaire infrarouge afin de chauffer de l'eau ou de l'air.

L'effet photovoltaïque utilise les propriétés quantiques de convertir directement l'énergie lumineuse en énergie électrique grâce aux cellules photovoltaïques, qui représentent les éléments de base de cette conversion. La cellule photovoltaïque, est un élément

semi-conducteur, qui en aspirant les photons lumineux génère automatiquement de l'électricité.

En d'autres termes, quand les photons incidents ont une énergie suffisante pour provoquer le transfert des électrons de la bande de valence vers la bande de conduction, des paires électrons trou se créent. En passant dans la bande de conduction, les électrons laissent un trou ou un vide qui sera comblé par un électron voisin, et le processus continue. En reliant deux surfaces de la jonction P-N via une charge, on obtient un courant électrique.

I.7 But et arrangement de l'exposé

Notre exposé, bien qu'il comporte un caractère encyclopédique, il est orienté vers un public qui s'intéresse à l'effet photovoltaïque et en particulier à l'énergie transformée directement en électricité. Afin d'en faciliter la lecture, nous précisons ci-après ce que nous voulons dire, en explicitant son titre, son contenu et sa présentation :

I. Son titre :

Le photovoltaïque a ses sources dans des sciences et des techniques si nombreuses, complexes et difficiles, qu'un esprit même éclairé et cultivé ne peut couvrir l'ensemble des connaissances nécessaires. Il ne saurait donc être question dans un modeste mémoire, de donner une connaissance détaillée sur ce monde. C'est pourquoi nous nous bornerons à l'un des vifs des sujets : Le spectre solaire.

II. Son contenu :

1. Ce document traite la simulation du spectre solaire par les réseaux de neurones artificiels. Alors, nous l'avons allégé d'une étude théorique et d'une étude assez avancée sur les réseaux de neurones qui constitue la matière d'un « cahier d'initiation », permettant de faire des analyses numériques.
2. Nous lui avons cependant laissé des secteurs réservés aux techniques relatives au monde photovoltaïque et aux méthodes de calculs des rendements, des installations... etc., qui font l'objet des études spécialisées.

III. Sa représentation :

1. Les numéros qui figurent dans les notices des titres constituent des renvois directs vers les références.
2. Les schémas et les figures sont numérotés par chapitre et non pour l'ensemble du volume.

I.8 Structure du mémoire

Ce volume est organisé en 3 chapitres indépendants.

- Chapitre 1 : Spectre solaire.

Nous aborderons dans ce chapitre, la théorie classique du rayonnement solaire. Nous verrons que le spectre solaire réel hors de l'atmosphère terrestre, diffère légèrement du spectre théorique du corps noir dont la répartition spectrale du rayonnement électromagnétique est donnée par la loi de Planck. Nous présenterons donc les propriétés nécessaires et essentielles concernant le flux d'énergie solaire. Nous traiterons aussi les principes de bases de la conversion photovoltaïques.

- Chapitre 2 : Les réseaux de neurones artificiels.

Le chapitre deux est consacré aux réseaux de neurones artificiels. Ce chapitre propose également les principes de bases qui ont permis de construire, les modèles de simulation du spectre solaire.

- Chapitre 3 : Simulation & discussion.

En se basant sur des connaissances présentées tout au long des précédents chapitres. On validera le bon comportement physique de nos modèles en réalisant des simulations caractéristiques des phénomènes abordés.

- Conclusion générale

On conclut sur les différents résultats obtenus par simulation.

REFERENCES

- [1] Anne Labouret-Michel Villos « Energie solaire photovoltaïque », Paris, 2003.
- [2] Alguss Lahcen, Hicher Abdelmalik « Etude et Simulation d'un système de Maximisation de puissance (MPPT) d'un système photovoltaïque », mémoire d'ingénieur, universitaire de Biskra.

Chapitre 1
Spectre solaire

I.1 Introduction

Le Soleil émet un rayonnement électromagnétique compris dans une bande de longueur d'onde variant de 0,22 à 10 microns (μm). L'atmosphère terrestre reçoit ce rayonnement à une puissance moyenne de 1,37 kilowatts au mètre carré (KW/m^2), à plus ou moins 3 %, selon que la terre s'éloigne ou se rapproche du Soleil dans sa rotation autour de celui-ci. L'atmosphère en absorbe toutefois une partie, de sorte que la quantité d'énergie atteignant la surface terrestre dépasse rarement $1,2 \text{ KW}/\text{m}^2$ ($1200\text{W}/\text{m}^2$). La rotation et l'inclinaison de la terre font également que l'énergie disponible en un point donné varie selon la latitude, l'heure et la saison. Enfin, les nuages, le brouillard, les particules atmosphériques et divers autres phénomènes météorologiques causent des variations horaires et quotidiennes qui tantôt augmentent, tantôt diminuent le rayonnement solaire et le rendent diffus.

I.2 Potentiel solaire [1, 2, 3]

I.2.1 Rayonnement solaire dans l'espace

Le soleil est une « petite étoile » de 696 000 Km de rayon (R_s) et de masse $1,99 \cdot 10^{30} \text{ Kg}$. Sa température intérieure, supérieure à 10 millions de degrés permet aux réactions nucléaires de fusion de transformer à chaque seconde environ 6 millions de tonnes de sa masse en énergie rayonnée dans l'espace. En première approximation, le Soleil rayonne globalement comme un corps noir de température $T_s = 5800 \text{ K}$. Le flux d'énergie $d\phi$ émis par unité de temps par une surface d_s de Soleil est donné par la loi de Stéphan-Boltzmann :

$$M_s = \frac{d\phi}{d_s} \delta T^4 \quad (1)$$

ou

$$\delta = \frac{2\pi^5 k^4}{15c^2 h^3} = 5,67 \cdot 10^{-8} \text{ W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{K}^{-4} \quad (2)$$

avec :

- $M_s (\text{W} \cdot \text{m}^{-2})$: émittance énergétique,
- $T (\text{K})$: température absolue,
- $k (\text{J} \cdot \text{K}^{-1})$: constante de Boltzmann ($k = 1,38 \cdot 10^{-23} \text{ J} \cdot \text{K}^{-1}$),
- $c (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$: vitesse de la lumière ($c = 3 \cdot 10^8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$),
- $h (\text{J} \cdot \text{s})$: constante de Planck ($6,62 \cdot 10^{-34} \text{ J} \cdot \text{s}$).

La conservation de l'énergie totale ϕ_s émise par le soleil par unité de temps s'écrit :

$$\phi_s = 4\pi R_s^2 M_s = 4\pi D_{TS}^2 E_{SC} \quad (3)$$

avec :

- $\phi_s (\text{W} \cdot \text{m}^{-2})$: flux solaire,

- D_{TS} (km) : distance moyenne Terre-Soleil ($D_{TS} = 149,6.10^6$ km),
- E_{SC} (km) : flux d'énergie incident par unité de temps au niveau de la terre.

E_{SC} correspond à la densité du flux d'énergie incidente reçue par unité de temps par un plan de front de terre. On l'appelle généralement l'éclairement. C'est également la constante solaire estimée à 1353 w.m^{-2} jusqu'au début des années 70. Des mesures précises effectuées par les satellites ont permis de donner ses variations au cours de l'année (1363 à 1371 W.m^{-2}). L'organisation météorologique internationale a retenu comme constant solaire standard :

$$E_{SC} = 1367 \text{ W.m}^{-2}$$

avec cette valeur, on obtient :

$$T_s = 5777 \text{ K} \quad \text{et} \quad M_s = 63,2.10^6 \text{ W.m}^{-2}$$

soit une puissance totale rayonnée par le soleil de $3,85.10^{23} \text{ kw}$ (ce qui correspond à environ 6 millions de tonnes de matière transformée en énergie par seconde).

Le flux énergétique reçu par la Terre, de rayon R_T , vaut :

$$\phi_T = \pi R_T^2 E_{SC} \cong 1,75.10^{14} \quad (4)$$

soit environ $1,4.10^6$ fois de production totale d'électricité en France en 1992. Le flux d'énergie solaire est transmis sous forme de rayonnements électromagnétiques de longueur d'onde λ variable.

Le spectre solaire est donné par $M_s(\lambda)$. Les satellites ont permis de mesurer avec précision le spectre solaire réel hors de l'atmosphère terrestre, qui diffère légèrement du spectre théorique du corps noir à 5800 K dont la répartition spectrale du rayonnement électromagnétique est donnée par la loi de Planck :

$$M_\lambda = A\lambda^{-5} \exp\left(\frac{B}{\lambda T} - 1\right) \quad (5)$$

avec :

- $A = 3,75.10^{-4} \text{ W.m}^{-1}.\mu\text{m}^{-1}$,
- $B = 14,39.10^{-3} \text{ m.K}$,
- $\lambda(m)$: longueur d'onde.

M_λ : est l'irradiance spectrale exprimée en $\text{W.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}$.

avec :

$$M_s = \int_0^\infty M_\lambda d\lambda \quad (6)$$

La figure 1 donne le spectre du corps noir à 5800 K (courbe a) et le spectre réel hors atmosphère (courbe b). Ces spectres montrent que les longueurs d'onde du rayonnement

solaire sont comprises entre $0,2 \mu\text{m}$ (ultraviolet) et $4 \mu\text{m}$ (infrarouge); 97,5 % de l'énergie est comprise dans la zone des longueurs d'onde inférieures à $2,5 \mu\text{m}$ notamment dans la zone du rayonnement visible comprise entre $0,4$ et $0,78 \mu\text{m}$.

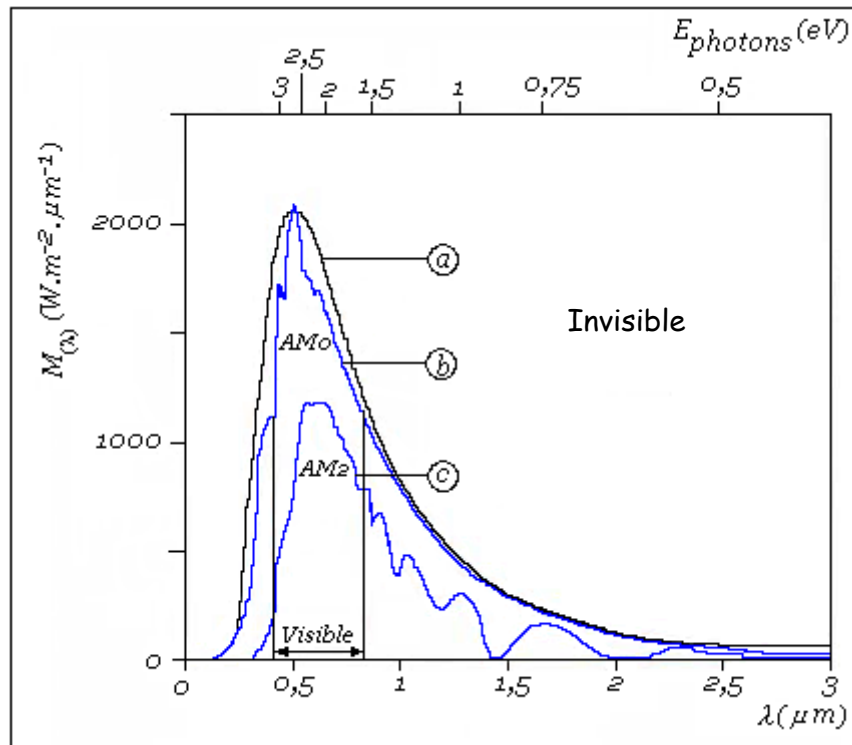


Figure 1 : Spectre solaire.

avec :

- (a) théorique du corps noir à 5800 K ,
- (b) hors atmosphère,
- (c) au sol (soleil à 30° par rapport à l'horizon).

I.2.2 Rayonnement solaire au sol

I.2.2.1 Structure de l'atmosphère.

Hors atmosphère, l'énergie moyenne annuelle reçue par la terre est d'environ $5,5 \text{ kWh/m}^2$ et par jour. En traversant l'atmosphère, le rayonnement solaire subit une atténuation et une modification de son spectre, à la suite de phénomènes complexes d'absorption par les gaz, de diffusion par les molécules, et d'absorption et de diffusion par les poussières et les aérosols. Ainsi la couche d'ozone absorbe la majeure partie du rayonnement ultraviolet. Tandis que la vapeur d'eau absorbe le rayonnement infrarouge. Le flux énergétique reçu au sol dépend ainsi de nombreux facteurs et son maximum au sol ne dépasse guère 1000 W.m^{-2} avec un spectre décalé vers le rouge par rapport au spectre hors atmosphère (figure1).

En ramenant toutes les couches de l'atmosphère dans des conditions normales

($P = 1013 \text{ mbar}$ et $t = 0 \text{ } ^\circ\text{C}$), on a défini une atmosphère standard d'épaisseur verticale moyenne de $7,8 \text{ Km}$ prise pour référence unité et formée de couches planes et stratifiées composées par les divers gaz comme l'azote (couche de 6150 m), l'oxygène (1650 m), l'argon (74 m), le gaz carbonique (24 m)... L'eau est représentée par une couche d'épaisseur variable de quelques dizaines de mètres pour la vapeur et de quelques centimètres pour le liquide.

Le rayonnement global au sol est donc fonction de la composition et de l'épaisseur d'atmosphère traversée par les rayons lumineux au cours de la journée. Il se décompose en rayonnement direct et rayonnement diffus et ce sont ces deux rayonnements qui sont exploités par les générateurs solaires.

I.2.2.2 Nombre d'air masse

Pour tenir compte de la position relative du soleil qui modifie l'épaisseur d'atmosphère traversée, on introduit un coefficient m appelé masse atmosphérique ou nombre d'air masse défini par :

$$m = \frac{\rho}{1013 \sin A} \exp\left(\frac{-z}{7,8}\right) \quad (7)$$

avec :

- $P \text{ (Nm}^2\text{)}$: pression,
- $A \text{ (}^\circ\text{)}$: élévation du Soleil sur l'horizon (90° au zénith),
- $z \text{ (Km)}$: altitude.

Dans les conditions normales et au niveau de la mer, l'expression simplifiée suivante est utilisée :

$$m \approx (\sin A)^{-1} \quad (8)$$

Ainsi lorsque le Soleil est au zénith, on dit que l'on a les conditions $AM1$ car les rayons lumineux traversent une épaisseur d'atmosphère unité ($7,8 \text{ Km}$). Avec un Soleil à 30° sur l'horizon, on obtient les conditions $AM2$. Hors atmosphère, à haute altitude, on définit les conditions $AM0$ (figure1).

Ce nombre d'air masse et la modélisation théorique des lois de l'absorption et de la diffusion ont permis de définir des modèles d'irradiance spectrale pour diverses conditions d'atmosphère.

Les courbes b, c de la figure 1 représentent les spectres réels en $AM0$ et en $AM2$ alors que la figure 2 représente les modèles d'irradiance spectrale en atmosphère peu polluée pour diverses conditions d'air masse.

Il est important de comprendre les deux aspects recouverts par le concept de nombre d'air

masse. D'une part, il caractérise la puissance transportée par le rayonnement solaire (1353 W.m^{-2} pour $AM0$, 833 W.m^{-2} pour $AM1,5$); d'autre part, il sert à définir un spectre de référence pour calibrer les cellules étalons destinées à qualifier les performances des dispositifs photovoltaïques. Ainsi les conditions standards de qualification des cellules sont un spectre $AM1,5$, une puissance incidente de 1000 W.m^{-2} et une température de $25 \text{ }^\circ\text{C}$; sauf indication contraire, c'est pour de telles conditions que doivent être fournies les performances et spécifications d'un dispositif photovoltaïque donné.

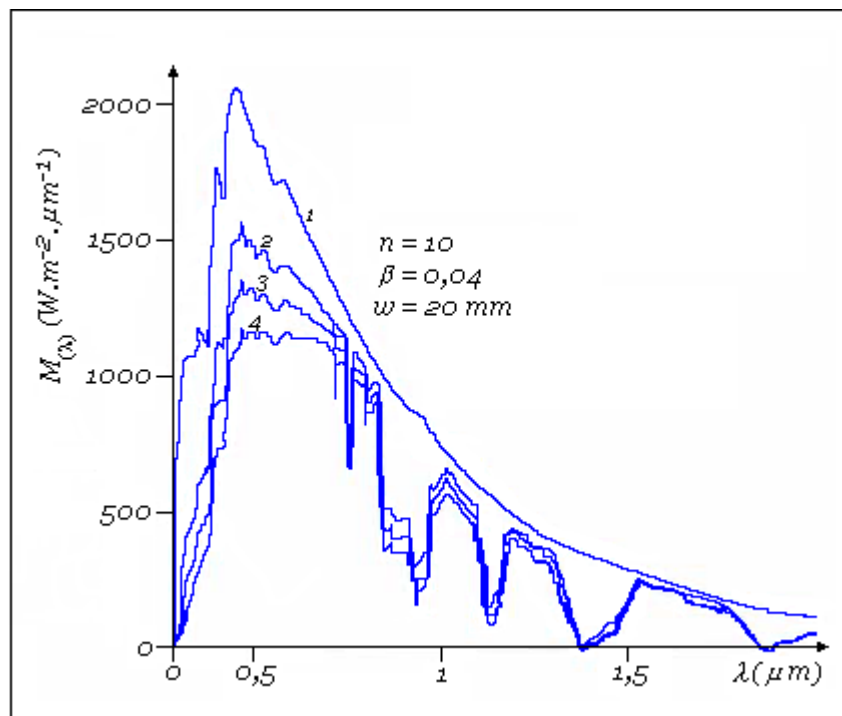


Figure- 2- modèles de spectres solaires pour une atmosphère peu polluée de type méditerranéen.

avec :

- 1: $AM0$; 2: $AM1$; 3: $AM1,5$; 4: $AM2$ conditions d'air masse,
- n : indice de réfraction,
- β : coefficient de diffusion,
- w : hauteur d'eau condensable.

Signalons que, outre l'influence de l'atmosphère, le flux solaire reçu sur une surface dépend :

- de l'orientation et de l'inclinaison de la surface,
- de la latitude du lieu et de son degré de pollution,
- de la période de l'année,
- de l'instant considéré dans la journée,
- de la nature des couches nuageuses.

On dispose généralement des relevés météorologiques au sol, notamment du flux global recueilli sur une surface horizontale, et de la durée journalière d'insolation. À partir des données précédentes, en première approximation pour des calculs rapides d'installations, on a divisé chaque continent en zones à potentiel solaire constant caractérisées par un coefficient W_{cr} représentant la puissance crête du générateur photovoltaïque à installer pour obtenir 1 Wh par jour. Par exemple, ce coefficient est de 1 W_{cr} à Pais et 0,34 W_{cr} dans le Sahara (figure3).

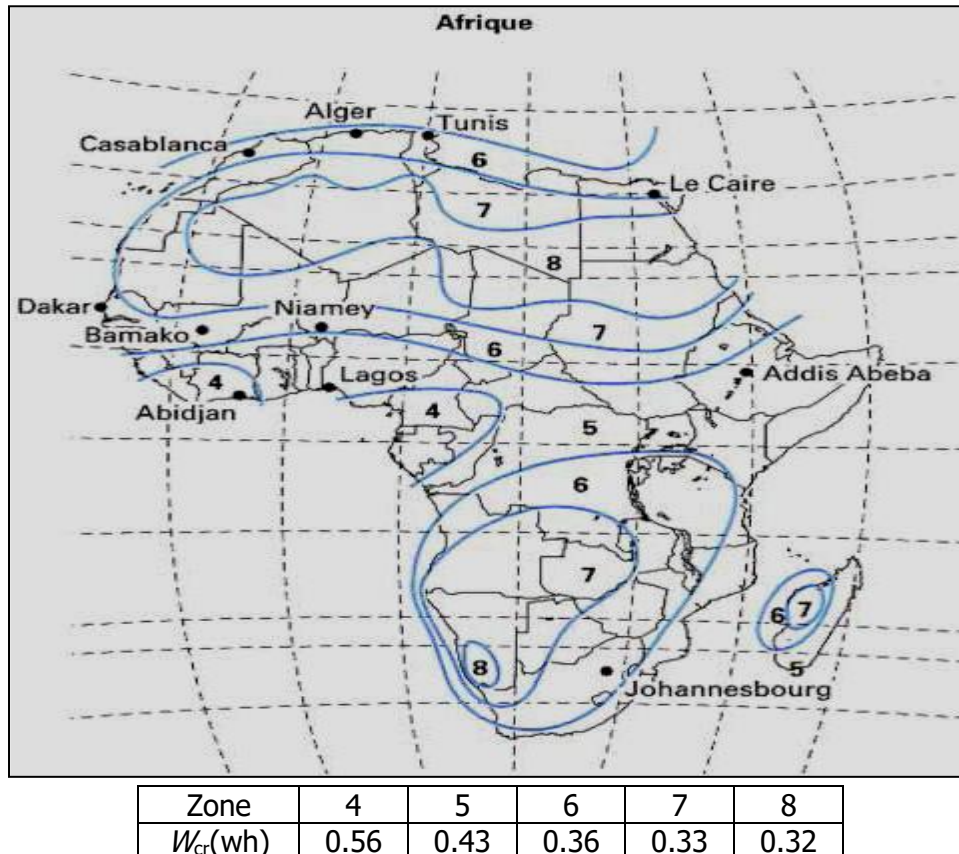


Figure 3 : Coefficient W_{cr} pour l'Afrique.

I.3. Cellule photovoltaïque idéale [4 ,5]

I.3.1 Conversion photon électron

Le rayonnement solaire est constitué de photons transportant une énergie donnée par la relation :

$$E = hv = h \frac{c}{\lambda} \quad (9)$$

avec:

- $E(J)$: énergie,
- $\lambda(m)$: longueur d'onde (souvent exprimée aussi en micromètres),
- $V(Hz)$: fréquence.

Les physiciens du solide expriment généralement l'énergie E des photons en électronvolt (ev) et 10 années d'observations dans l'espace en conditions $AM0$ ont permis d'établir une relation directe entre l'énergie d'un photon exprimée en électron volts et sa longueur d'onde exprimée en micromètres :

$$E_{(ev)} = \frac{1,2419}{\lambda_{(\mu m)}} \quad (10)$$

Le flux de photons par seconde et par centimètre carré $N(\lambda)$ de longueur d'onde λ est donné par la relation :

$$N_{\lambda} = M_{\lambda} \frac{\lambda}{hc} d\lambda \quad (11)$$

avec :

- $N(\lambda)$ ($cm^{-2}.s^{-1}.\mu m^{-1}$) : flux de photons,
- $d\lambda(\mu m)$: tranche de longueur d'onde (de largeur $1 \mu m$ en général (longueur spectrale normalisée)).

La figure 4 donne un exemple de flux de photons pour une atmosphère peu polluée. Aux limites du spectre visible, on a :

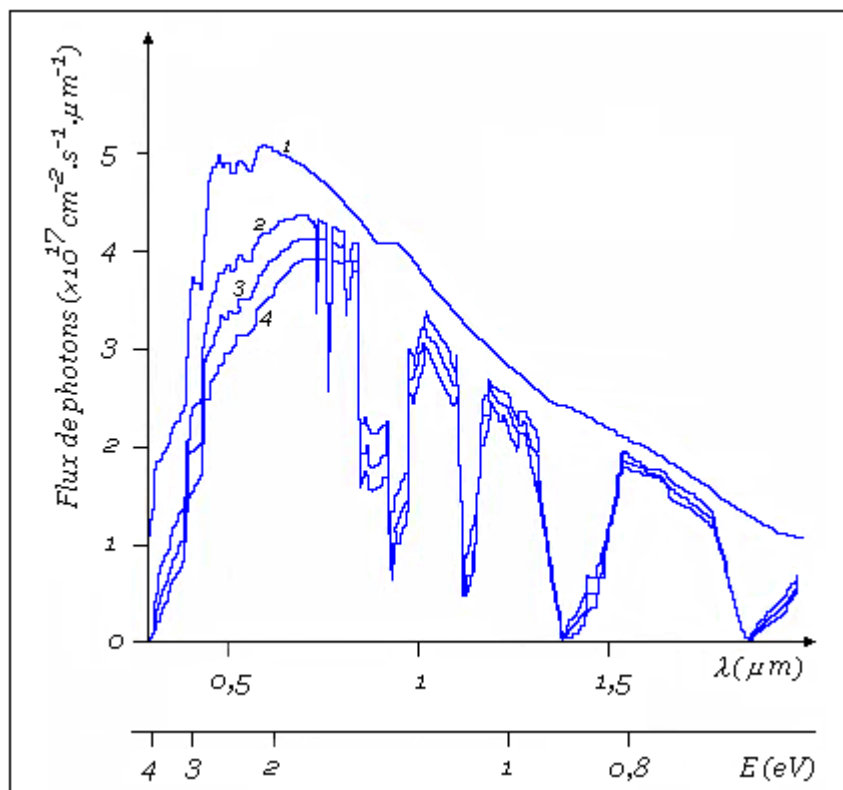


Figure 4 : Flux de photons. Même conditions que la figure 2.

- $\lambda = 0,4 \mu m$, $E = 3,10 ev$; N varie entre 1 et 3×10^{17} photons (ultraviolet),

- $\lambda = 0,78 \mu m$, $E = 1,59 eV$; N varie entre 3 et 5×10^{17} photons (infrarouge).

La conversion de photons en électrons dans un matériau pouvant produire un courant électrique nécessite que :

- les photons soient absorbés par le matériau (absorption optique) en transmettant leur énergie au matériau,
- L'énergie transmise aux électrons soit une énergie potentielle et non une énergie thermique,
- Les électrons excités par les photons soient collectés avant de reprendre leur énergie initiale (relaxation), afin de fournir un courant électrique.

La structure périodique des atomes dans un solide entraîne des bandes d'énergies interdites pour l'électron et chaque matériau est caractérisé par une largeur de bande interdite (gap) exprimée en eV dont la valeur détermine la nature du matériau (conducteur, semi-conducteur, isolant). Si E_v est l'énergie maximale de la première bande d'énergies autorisées (bande de valence) et E_c l'énergie minimale de la seconde bande d'énergies permises (bande de conduction), la largeur de la bande interdite E_g du matériau est donnée par :

$$E_g = E_c - E_v \quad (12)$$

Sous certaines conditions, les photons dont l'énergie est supérieure à E_g peuvent faire passer un électron de la bande de valence dans la bande de conduction laissant ainsi un trou dans la bande de valence. L'électron et le trou ainsi libérés doivent rapidement être collectés pour participer ensuite à la conduction électrique avant leur recombinaison.

À partir de ces quelques éléments de la physique du solide, on peut définir les critères d'un convertisseur idéal photon électron :

- Le dispositif de collecte nécessite un champ électrique important au niveau de la création des paires électron trou, ce qui élimine les conducteurs dont la différence des niveaux de Fermi est trop faible. Il nécessite en outre des matériaux à conductivité suffisante, ce qui élimine les isolants.
- Le matériau semi-conducteur dont la largeur de bande interdite est comprise entre 0,7 et 4 eV est un matériau photovoltaïque du spectre solaire.

La jonction PN sous éclairage, caractérisée par une barrière de potentiel importante au niveau de la jonction et réalisée à partir de matériaux semi-conducteurs photovoltaïques, est la solution actuellement la plus répandue de convertisseur photovoltaïque.

Le principe de la conversion photon-électron à deux niveaux d'énergie. Pour la cellule photovoltaïque idéale on considère que :

- Tout photon d'énergie inférieure à E_g n'est pas absorbé et traverse le matériau sans

transmettre d'énergie aux électrons,

- Tout photon d'énergie supérieure ou égale à E_g est totalement absorbé et crée une paire électron trou,
- Tout électron créé participe à la conduction (pas de recombinaison),
- La tension de sortie de cette cellule élémentaire idéale est E_g/e avec e charge de l'électron ($e=1,6.10^{-19} C$).

I.4. mesure du rayonnement solaire [6]

L'ensoleillement (G) correspond à l'intensité du rayonnement solaire reçu sur un plan à un moment donné. Il s'exprime habituellement en watts par mètre carré (W/m^2). L'ensoleillement varie de zéro, au lever du soleil, à sa valeur maximale, ensoleillement typiquement au midi solaire.

L'ensoleillement peut également exprimer la quantité d'énergie solaire captée sur un plan pendant un intervalle déterminé. Il s'exprime habituellement en kilowattheure par mètre carré (KWh/m^2), en « heure de soleil maximum », en mégajoule par mètre carré (MJ/m^2) ou en calorie par centimètre carré (cal/cm^2) pour l'intervalle déterminé – une journée ou une heure, par exemple.

$$\begin{aligned} 1KWh/m^2.j &= 1 \text{ heure de soleil maximum } (1000W/m^2)/\text{jour} \\ &= 3,6 MJ/m^2.j \\ &= 86 cal/cm^2.j \end{aligned}$$

Les valeurs quotidiennes d'ensoleillement sont habituellement présentées sous forme de moyennes mensuelles pour différentes latitudes et inclinaisons à des endroits précis (afin de rendre compte de l'effet de conditions météorologiques différentes). Le plus souvent, on exprime l'ensoleillement en « heures de soleil maximum », c'est-à-dire par le nombre équivalent d'heures par jour où l'éclairement est en moyenne de $1000 W/m^2$. Ainsi, un ensoleillement de six heures de soleil maximum indique que le rayonnement reçu au cours d'une journée est le même que si le Soleil avait brillé pendant six heures à $1000 W/m^2$. Les heures de soleil maximum sont un indice utile pour le dimensionnement des systèmes photovoltaïques, car ces systèmes sont habituellement évalués en watt-crête (W_{cr}), c'est-à-dire sous un éclairement de $1000 W/m^2$.

Il y a quatre types de rayonnement :

- ❖ Le rayonnement direct est le rayonnement reçu directement du soleil. Il peut être mesuré par un pyréliomètre.
- ❖ Le rayonnement diffus est le rayonnement provenant de toute la voûte céleste. Ce rayonnement est dû à l'absorption et à la diffusion d'une partie du rayonnement solaire par l'atmosphère et à sa réflexion par les nuages. Il peut être mesuré par un

pyranomètre avec écran masquant le soleil.

- ❖ Le rayonnement solaire réfléchi ou l'albédo du sol est le rayonnement qui est réfléchi par le sol ou par des objets se trouvant à sa surface. Cet albédo peut être important lorsque le sol est particulièrement réfléchissant (eau, neige).
- ❖ Le rayonnement global est la somme de tous les rayonnements reçus, y compris le rayonnement réfléchi par le sol et les objets qui se trouvent à sa surface. Il est mesuré par un pyranomètre ou un solarimètre sans écran.

À noter que certains capteurs solaires concentrent le rayonnement solaire afin d'augmenter le rendement du capteur par rapport à une surface donnée. Ces capteurs à concentration ne peuvent utiliser que le rayonnement direct provenant du Soleil. Dans les endroits avec une forte proportion d'ensoleillement diffus, ces capteurs ne peuvent pas fonctionner efficacement car l'ensoleillement diffus ne peut être concentré en un point.

REFERENCES

- [1] LAUGIER (A.) et ROGER (J.A.). – Les photopiles solaires, du matériau au dispositif, du dispositif aux applications. Éditions Technique et Documentation, 1981.
- [2] BAYE (A.M.). – Publication du GPS énergie solaire. CNRS Valbonne, 1980.
- [3] ANDRÉ (J.C.). Et VANNES (A.B.). – Techniques d'utilisation des photons. Electra-Dopee 85, 1993.
- [4] ORGERET (M.). – Les piles solaires : le composant et ses applications. Masson, 1985.
- [5] WINTER (C.J.), SIZMANN (R.L.) et VANT-HULL (L.L.). – Solar power plants. Fundamentals, Technology, Systems, Economics. Springer-Verlag, 1991.
- [6] Manuel de cours à l'intention des ingénieurs et des techniciens. Publ. en collab. avec : IEPF, Université d'Ottawa, EIER, CREPA. ISBN 2-89481-006-7

Chapitre 2
Les Réseaux de neurones artificiels

II.1 Introduction

L'idée générale des réseaux de neurones artificiels est de trouver une nouvelle procédure de calcul pour produire une nouvelle génération d'ordinateur. Cette idée, inspirées de la biologie du cerveau humain, est différente de la méthode conventionnelle utilisée, actuellement, sur les ordinateurs.

Un RNA. est un système de traitement d'information par une nouvelle génération d'ordinateur inspirée par les systèmes biologiques. Un RNA. peut être considéré comme une boîte noire, qui reçoit des signaux d'entrée et produit des signaux de sortie. C'est un modèle mathématique composé d'un grand nombre d'éléments de calculs organisés sous forme de couches interconnectées.

La raison de l'utilisation des RNA. en technologie est la suivante :

Elle peut résoudre des problèmes que les méthodes statistiques conventionnelles n'ont pu le faire, même en considérant le critère : prix/performance.

II.2 Le neurone artificiel [1]

Le neurone artificiel est nommé l'unité de calcul ou de traitement (processing unit). Les données sont accumulées, venant d'autre (PE). La sommation d'entrées chargée est nommée activation interne (internal activation). Elle est alors transformée par une fonction d'activation, généralement une sigmoïde ou tangente hyperbolique. La connexion des poids sont modifiés itérativement, ou ajustés, pour atteindre la sortie désirée, ou cible. L'algorithme utilisé pour ajuster le poids est nommé règle d'apprentissage (Learning Rule). La rétropropagation est l'algorithme le plus populaire parmi les paradigmes d'apprentissage. On compte plus d'une centaine de différents algorithmes d'apprentissage à ce jour.

- Les signaux arrivent aux synapses (une impulsion nerveuse passe d'un neurone à un autre).
- Ces signaux sont chargés (weighted) et les résultats sont additionnés.
- Si la somme dépasse un certain seuil (threshold) elle sera réduite à une certaine limite.
- Les signaux peuvent être ajustés.
- La fonction seuil intègre l'énergie des signaux d'entrées dans l'espace et dans le temps.

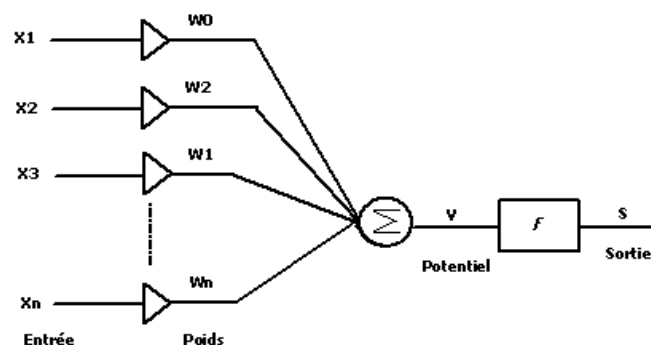
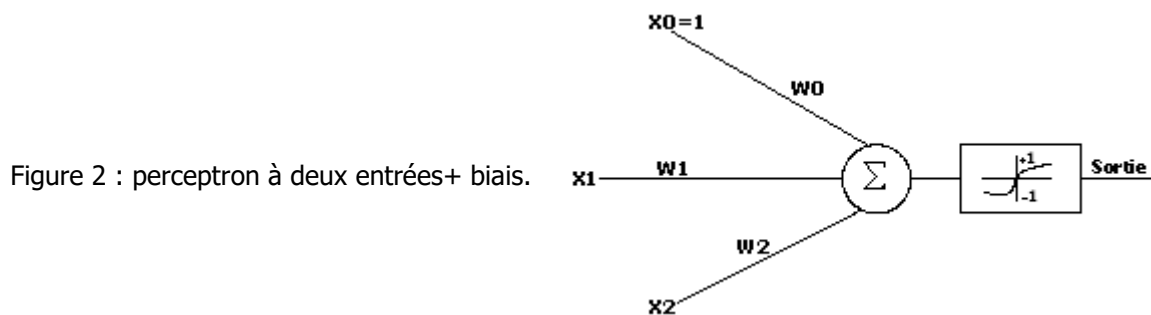


Figure1 : Le neurone artificiel.

II.3 Biais et connexions [1]

Dans la figure 2, le bloc de la fonction d'activation ou (F) utilise la relation : $\sum(x_i * w_i)$. Pour produire le signal de sortie. Si la fonction d'activation (F) compresse les valeurs de $(\sum(x_i * w_i))$, tel que la sortie ne dépasse pas certaine limite par rapport à celles de: $\sum(x_i * w_i)$, cette fonction est aussi nommée fonction logistique. Par analogie avec les systèmes électroniques analogiques, nous pouvons considérer la fonction d'activation équivalente à un gain non-linéaire du neurone artificiel. Ce gain est obtenu en calculant le rapport de changement dans la sortie par rapport à un changement dans : $\sum(x_i * w_i)$, ce qui représente la tangente à la courbe du niveau d'excitation spécifique.

Il est toujours désirable qu'un élément de traitement ait une valeur biais. Ce biais est considéré comme extra-connexion, son entrée (x_0) est toujours égale à 1.



Les connexions peuvent être de deux types :

a- Intra-connexions :

Ce sont les connexions entre les éléments de traitement ($P.E$) de la même couche en plus ou non des autres couches.

b- Inter-connexions :

Ce sont les connexions entre les ($P.E$) dans différentes couches. On peut employer les deux modes dans un seul RNA.

II.4 La rétropropagation [2]

La rétropropagation (ou erreur de rétropropagation) est le paradigme, des RNA., le plus utilisé. Le terme se réfère à un algorithme pour ajuster les poids de connexion en un RNA multicouche.

La rétropropagation est basée sur des principes mathématiques très solides, ce qui lui permet d'ajuster les poids. Cette méthode a donné des bons résultats dans beaucoup d'applications. Pour l'appliquer il suffit d'avoir des données d'entrée et des données de sortie

(cible). Le RNA. donnera des sorties comparables à la cible. Si Le RNA donne un résultat faux, pas proche de la cible, les poids seront ajustés et corrigés pour minimaliser l'erreur par rapport à la cible. Ce paradigme est composé de plusieurs couches et chaque couche contient plusieurs neurones (nœuds). Chaque couche est complètement connectée à la couche qui la précède et à celle qui la suit. Lorsque deux couches de poids ou plus sont ajustées, le RNA a une couche cachée avec des unités d'éléments processeurs. Chaque couche cachée agit comme une couche détectrice d'objets, et répond à certaines spécifications des données d'entrée, pour accomplir l'apprentissage présenté au RNA. La rétropropagation peut identifier un ensemble de données automatiquement. Avec la rétropropagation, un pas a été franchi dans la reconnaissance et l'identification d'objets.

La rétropropagation est une méthode systématique mise au point pour entraîner les RNA multi-couches et ouvrir le chemin à une multitude d'applications. Elle est l'une des méthodes les plus faciles à comprendre.

II.4.1 L'algorithme d'entraînement de la rétropropagation

Le paradigme de rétropropagation est entraîné par un algorithme d'apprentissage supervisé. Le RNA est présenté par des paires des données .chaque entrée est associée à son homologue de la cible .cet ensemble d'entraînement (paires d'entrée/cibles) est utilisé pour l'entraînement, et présentées beaucoup des fois au RNA après l'arrêt de l'entraînement le RNA est testé .a chaque itération; le poids sont ajustés pour faire décroître la différence entre la sortie actuelle du RNA et la cible.

L'algorithme de rétropropagation ou l'erreur de rétropropagation utilisé une étape de propagation en avant, ou en chaîne directe (forward-propagation) suivie d'une étape de rétropropagation, ou dans le sens inverse (backward-propagation). les deux étapes sont faites pour chaque présentation de paire des données (entrée/cible) durant l'entraînement .dans l'étape de propagation en chaîne directe ,une entrée est présentée à la couche d'entrée du RNA et continue à se propager vers le couches cachée .dans le couche successive ,chaque unité de calcul additionne ses entrées et applique une fonction seuil pour calculer sa sortie .la couche de sortie des unités produit alors la sortie finale du RNA .

La rétropropagation commence par comparer les sorties des RNA à la cible lorsque la différence ou l'erreur entre les deux vecteurs (paramètres réelle) est calculée. La rétropropagation calcule alors la valeur de l'erreur pour les unités intermédiaires ou cachées, commence à partir de la couche de sortie et se propage en arrière vers la couche intermédiaire. Dans cette étape le RNA corrige ses poids de manière à diminuer l'erreur observée.

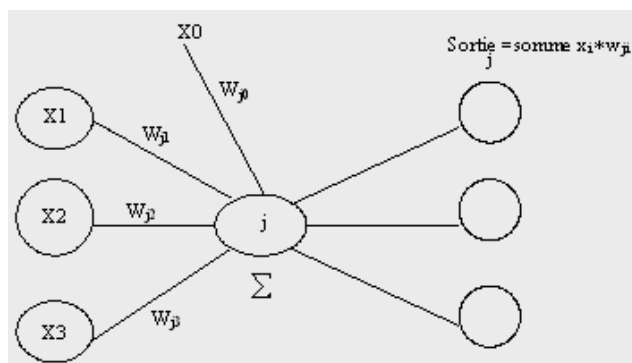
Chaque unité de calcul a une erreur (δ) associée, qui reflète la moyenne d'erreur dans

cette même unité. La valeur de l'erreur moyenne est utilisée dans la procédure d'ajustement des poids lors du déroulement de l'apprentissage. La valeur et le signe de l'erreur (δ) indiquent la grandeur et la direction avec laquelle le poids doivent être corrigés.

II.4.1.1 Propagation avant, ou chaîne directe (forward-propagation)

Cette étape commence lorsqu'un vecteur de données est présenté au RNA. Chaque unité de la couche d'entrée correspond à une donnée d'entrée du vecteur, et chaque unité procède à utiliser cette entrée. Après avoir mis les niveaux d'activation de la première couche (qui va déterminer les niveaux d'activation des autres unités des couches suivantes), les couches cachées suivantes effectuent la propagation en chaîne directe.

Figure 3 : Élément de traitement dans une propagation avant.



Dans cette figure représentant une propagation en chaîne directe, nous remarquons qu'à l'unité (j) on a la somme des produits des paramètres d'entrée (x_i) multipliée par les poids (w_{ji}), soit :

$$\text{somme}_j = \sum x_i * w_{ji} \dots \dots \dots (1)$$

Les x_i représentent le niveau d'activation de l'unité (i), et w_{ji} représentent les poids de l'unité (i) vers l'unité (j). L'unité (i) est une couche qui procède la couche (j). Après le calcul de la somme_j , une fonction seuil (F) est utilisée pour calculer : $F(\text{somme}_j)$ et le résultat devient le niveau d'activation de l'unité (j). La sortie de l'unité (j), c'est-à-dire $F(\text{somme}_j)$, est envoyée vers les interconnexions suivantes.

La couche d'entrée des unités est un cas spécial. Ces unités n'effectuent pas des sommations chargées (weighted sum) sur leurs entrées, car chaque unité contient la donnée d'entrée venant du vecteur de données. On considère la couche d'entrée comme une couche du RNA bien qu'elle n'effectue pas la sommation chargée et ne fait pas intervenir la fonction seuil.

Une unité biais est quelquefois utilisée dans les RNA de rétropropagation. Cette unité à une valeur d'activation constante égale à 1. Chaque unité biais est connectée à toutes les unités de

la couche suivante, et ses poids à ces unités sont ajustés durant la rétropropagation. Les unités biais produisent un terme constant dans la somme chargée des unités de la couche suivante. Le résultat peut permettre la convergence rapide du RNA. Le biais produit un effet de seuil sur chaque unité qu'il vise. Il contribue avec un terme constant dans la $somme_j$, qui fait translater la courbe de la fonction seuil vers l'arrière ou vers l'avant avec un coefficient égale à la constante du biais.

II.4.1.2 Propagation dans le chemin inverse (backward propagation)

La figure (4) illustre une propagation dans le chemin inverse. Les valeurs de l'erreur (δ) sont calculées pour toutes les unités de calculs (processing units) et les changements de poids sont calculés pour toutes les interconnexions. les calculs commencent a la couche de sortie et se propagent travers le RNA vers la couche d'entrée.

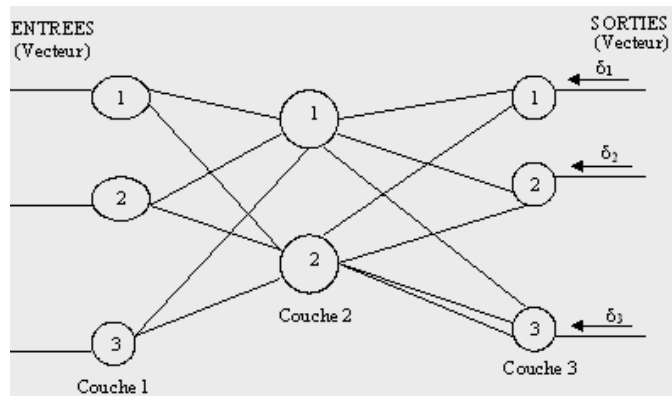


Figure 4 : Propagation en chemin inverse.

L'étape d'erreur de correction commence après qu'une paire de données se présente à la couche d'entrée et l'étape de propagation en chaîne directe s'est terminée. Chaque unité de calcul dans la couche de sortie produit un simple nombre réel à sa sortie. Ce nombre est comparé à la valeur cible spécifiée dans l'ensemble d'entraînement.

On se basant sur cette comparaison, sur la valeur de la différence, une erreur est calculée pour chaque unité dans la couche de sortie. Ce qui peut être représenté par la figure (5).

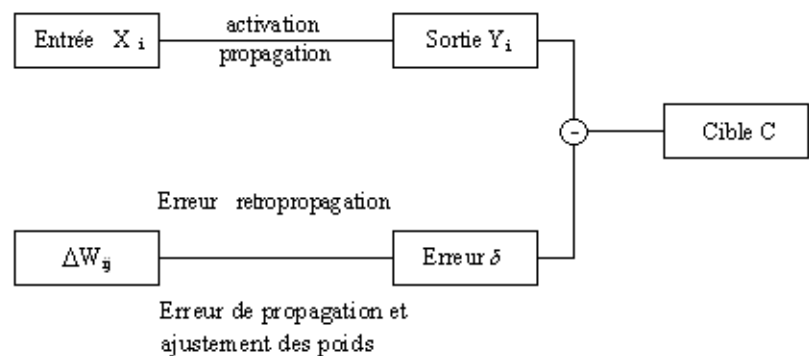


Figure 5 : Erreur de propagation et ajustement des poids.

Les poids sont ajustés pour toutes les interconnexions qui partent vers la couche de sortie. Ensuite une erreur est calculée pour toutes les unités dans la couche cachée placée juste avant la couche de sortie, et les poids sont ajustés pour toutes les interconnexions qui partent vers la couche cachée. Le processus continue jusqu'à ce que la dernière couche de poids ait été ajustée.

La valeur de l'erreur (δ) est facile à calculer pour la couche de sortie, mais plus difficile à calculer pour les couches intermédiaires. Si l'unité (j) est dans la couche de sortie son erreur de sortie sera calculée par la relation suivante :

$$\delta_j = (t_j - x_j) * F'(somme_j) \dots \dots \dots (2)$$

Où :

t_j est la valeur cible (target) pour l'unité (j), notée parfois d (désirable).

x_j : est la valeur de sortie pour l'unité (j).

F' : est la dérivée de la fonction seuil.

$somme_j$: est la somme des poids des entrées de l'unité(j).

La quantité $(t_j - x_j)$ représente la moyenne de l'erreur. La fonction dérivée (F') est un terme qui réduit l'échelle de l'erreur pour avoir une correction lorsque la $somme_j$ dépasse une certaine limite.

La figure 6 illustre l'unité (j) dans une couche. Dans cette situation, la valeur de l'erreur de (j) est calculée par :

$$\delta_j = \left[\sum_n \delta_n * w_{nj} \right] F'(somme_j) \dots \dots \dots (3)$$

Où une somme chargée est prise des valeurs de l'erreur (δ) de toutes les unités qui reçoivent une sortie de l'unité (j). F' réduit l'échelle pour ne pas dépasser une certaine limite.

L'ajustement des poids de connexion est effectuée par l'utilisation des valeurs (δ) de l'unité de calcul. Chaque poids d'interconnexions est ajusté en considèrent la valeur (δ) de l'unité qui reçoit l'entre de cette interconnexion. C'est l'équation de l'erreur généralisée [3].

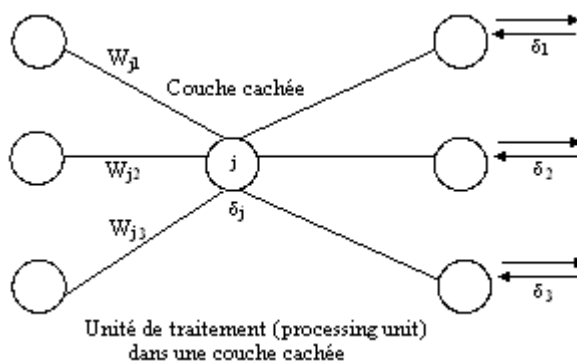


Figure 6 : Elément de traitement dans une couche cachée.

$$\Delta w_{ji} = c * \delta_j * x_i \dots \dots \dots (4)$$

La figure (6) représente le diagramme d'ajustement des poids w_{ij} , qui relie l'unité (i) à l'unité (j). L'ajustement dépend de trois facteurs :

- δ_j : l'ajustement est propagation à l'erreur (δ) de l'unité cible. Une large erreur de l'unité (j) nécessite des ajustements larges des poids.
- x_i : l'ajustement est propagation à la valeur de sortie de l'unité de départ. Si la valeur de sortie est petite, l'ajustement du poids sera petit. Si la valeur de sortie est grande, l'ajustement sera grand. Donc, une valeur d'activation des unités d'entrée (i) nécessite un ajustement large du poids sortant.
- C : est le coefficient d'apprentissage du RNA, sa valeur est généralement choisie entre (0.01) et (1.0), est à la disposition du réalisateur de l'application. Des valeurs trop larges de ce coefficient peuvent mener le RNA à une instabilité et un apprentissage non satisfaisant. Des valeurs trop petites peuvent mener à un apprentissage non satisfaisant. En générale, il est difficile de déterminer le bon coefficient d'apprentissage. Une méthode proposée par certains utilisateurs de la rétropropagation, est de prendre le coefficient d'apprentissage proportionnel à l'inverse du nombre de branches arrivant dans un nœud. Une autre méthode pratique est de considérer un terme moment de la forme : $C (w_{i,j,i(k)} - w_{i,j,i(k-1)})$ pour chaque réajustement de poids avec $0,01 < C < 1$.

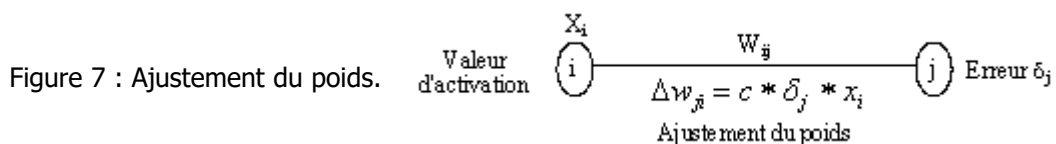
II.4.1.3 Le gradient et d'ajustement des poids

La méthode de calcul du gradient et d'ajustement des poids est répétée jusqu'à ce qu'un minimum ou un point proche du minimum soit atteint. La convergence se traduit par une amplitude minimale de l'amplitude du gradient, et par définition le minimum est atteint lorsque l'amplitude du gradient est nulle. Une autre manière de considérer un minimum atteint, est lorsque tous les ensembles de sortie sont classifiés. Autre moyen est celui de considérer le nombre d'itérations réalisées. Une dernière technique, pour considérer un minimum atteint, est lorsque l'algorithme ne progresse plus et plus d'amélioration au niveau de l'apprentissage, c'est la méthode de "cross-validation". Cette dernière méthode suggère la répartition de l'ensemble de données en deux ensembles : un ensemble d'apprentissage, utilisé pour entraîner le RNA. et un ensemble de teste, utilisé pour mesurer les performances de généralisation du RNA. Les performances du RNA pendant l'entraînement continuent à s'améliorer, mais pendant le teste le RNA. s'améliore uniquement à un point indiquant la limite de dépassement des données d'entraînement; ce qui indique que l'apprentissage est terminé. Ces critères sont sensibles aux choix des paramètres, et si ce choix est mauvais l'apprentissage sera faible et se termine

prématurément. Par contre, la méthode de cross-validation ne souffre pas de cette caractéristique, car elle évite cette fin prématurée de l'apprentissage, et souvent améliore la performance du RNA. Mais, cross-validation prend plus de temps de calculs. Il ne faut pas oublier la taille du RNA. et la complexité, en temps, de l'apprentissage. Car, ce qui compte à la fin c'est la convergence et la généralisation du RNA.

II.4.1.4 La taille du RNA

Les choix de la taille du RNA. est un problème qui ne peut être maîtrisé que par l'expérience. Si le RNA. est de petite taille, il ne sera pas capable de former un bon modèle du problème. De l'autre cote si cette taille est grande, il peut être pauvre en approximation pour l'actuel problème. Le but est d'arriver à établir un RNA. de taille qui convient bien à la structure du problème posé et de données. La méthodologie utilisée est celle de commencer avec un RNA de petite taille et augmenter la taille graduellement jusqu'à obtenir celle qui convient le mieux, en tenant compte des performances au fur et à mesure. Dans ce cas, il vaut mieux traîner chaque RNA. séparément. Une autre méthode possible est de commencer avec un RNA. de taille large et le réduire progressivement, en détruisant le poids et/ou nœuds qui ne contribuent pas ou peu à l'amélioration de l'apprentissage. Par expérience, on a montré qu'il ne faut pas utiliser un nombre de nœuds dans les couches cachées plus grand que le nombre de couples d'échantillons d'entraînement. Le nombre de nœuds dans les couches cachées est toujours plus petit que les échantillons d'entraînement, sinon le RNA. va effectuer uniquement une "mémorisation" des échantillons, ce qui conduit à une généralisation médiocre.



II.5 Algorithme de la rétropropagation [4]

L'entraînement d'un RNA. de paradigme rétropropagation nécessite les étapes suivantes:

1. Propagation avant (chaîne directe) :

Le signal se propage de l'entrée vers la sortie du RNA.

- a- Choix de la paire de l'ensemble d'entraînement, et l'application du vecteur d'entrée au RNA.,
- b- Calcul de la sortie du RNA.

2. Propagation dans le sens inverse :

L'erreur calculée se propage vers l'arrière à travers le RNA., où elle est utilisée pour ajuster les poids.

- c- Calcul de l'erreur entre la sortie du RNA. et la cible. Chaque sortie est soustraite de sa composante correspondante. Cette erreur est utilisée pour ajuster les poids,
- d- Ajustement des poids pour permettre de minimiser l'erreur totale,
- e- Répétition des étapes a, b, c et d pour chaque vecteur dans l'ensemble d'apprentissage jusqu'à ce que l'erreur totale soit acceptable.

Après un certain nombre de répétitions de ces étapes, l'erreur entre les sorties actuelles et cibles peut être réduite à une valeur acceptable. Ainsi, on dit que le RNA. a été entraîné. A ce niveau, les poids ne changent plus et le RNA. est supposé fini d'identifier les objets. Donc, le calcul des sorties de la couche finale se fait par :

$$SORTIE = F(X * W) \dots \dots \dots (5)$$

Où : X et W sont respectivement les vecteurs données d'entrée et poids, pour chaque couche de l'entrée du RNA. à sa sortie.

3. Ajuster les poids de la couche de sortie :

Les sorties des couches d'entrée et intermédiaires n'ont pas de valeurs cibles, pour la comparaison. Par contre, chaque neurone de la couche de sortie dispose d'une valeur cible. Ajuster les poids associées dans ce cas, est plus facile à effectuer par la modification de la règle-delta.

Chaque sortie de neurone est soustraite de sa valeur cible, pour une erreur :

$$\begin{aligned} \text{Erreur} &= \text{cible (valeur désirée)} - \text{sortie actuelle} \\ &= (C - A) \end{aligned}$$

Cette erreur est multipliée par la dérivée de la fonction logique ou fonction d'activation.

$$\delta = A(1 - A) * (D - A) \dots \dots \dots (6)$$

Par la suite, ce résultat est multiplié par la sortie d'un neurone (j), qui est le neurone source pour le poids en question. Le résultat est à son tour multiplié par un coefficient d'entraînement (C). Ce coefficient est à la disposition du concepteur du RNA., il varie entre 0,01 et 1.

Donc, la variation du poids est calculée par la relation suivante :

$$\Delta w_{pq,k} = C * \delta_{q,k} * A_{pj} \dots \dots \dots (7)$$

Cette variation ajuste le poids, donc :

$$w_{pq}(n+1) = w_{pq}(n) + \Delta w_{pq} \dots \dots \dots (8)$$

$w_{pq}(n+1)$: est la valeur du poids à l'itération ($n+1$) , après l'ajustement.

$\delta_{q,k}$: est la valeur de (δ) pour le neurone q dans la couche de sortie k .

$A_{p,j}$: est la valeur de sortie (p) dans la couche cachée (j) .

Les indices (p) et (q) se réfèrent à un neurone spécifique, et (j) et (k) se réfèrent à une couche.

4. Ajuster les poids dans les couches cachées :

Les couches intermédiaires ou cachées n'ont pas de valeurs cibles. Pour entraîner ces couches, le paradigme rétropropagation fait propager l'erreur de sortie vers l'arrière à partir de la dernière couche. Couche par couche, il ajuste les poids.

Les équations (7) et (8) sont utilisées, pour toutes les couches, sortie et cachées, en changeant uniquement les indices. Pour les couches cachées, (δ) doit être générée sans l'utilisation des cibles.

1. (δ) est calculée pour chaque neurone dans la couche de sortie, par : $\delta = A(I - A) * (C - A)$.
2. (δ) est utilisée pour ajuster les poids alimentant la couche de sortie.
3. (δ) se propage en arrière, vers les couches cachées à travers les mêmes poids, utilisés lors de la propagation en chaîne directe, pour générer une valeur de (δ) pour chaque neurone; jusqu'à la première couche cachée.
4. Les valeurs de (δ) sont utilisées pour ajuster les poids dans les couches cachées, en partant de la dernière couche.

Si le neurone (p) dans la couche (j) , placée juste avant la couche de sortie.

Dans la propagation en chaîne directe, la sortie de ce neurone se propage vers les neurones de la couche de sortie à travers le poids d'interconnexions. Durant l'entraînement, ces poids opèrent en sens inverse, en faisant passer les valeurs de (δ) de la couche de sortie vers les couches cachées. Chaque poids est multiplié par la valeur de (δ) de la couche de sortie qu'il connecte. La valeur de (δ) nécessaire pour le neurone (p) de la couche cachée est produite par le calcul de la somme de tous les produits et multipliée par la dérivée de la fonction d'activation.

$$\delta_{p,j} = A_{p,j} (I - A_{p,j}) \left(\sum_q \delta_{q,k} w_{p,q} \right) \dots \dots \dots (9)$$

Après avoir calculée (δ) , pour chaque neurone et dans chaque couche cachée, on ajuste les poids, comme on a vu auparavant, il suffit d'utiliser les indices correspondant à chaque couche.

Soit la configuration suivante :

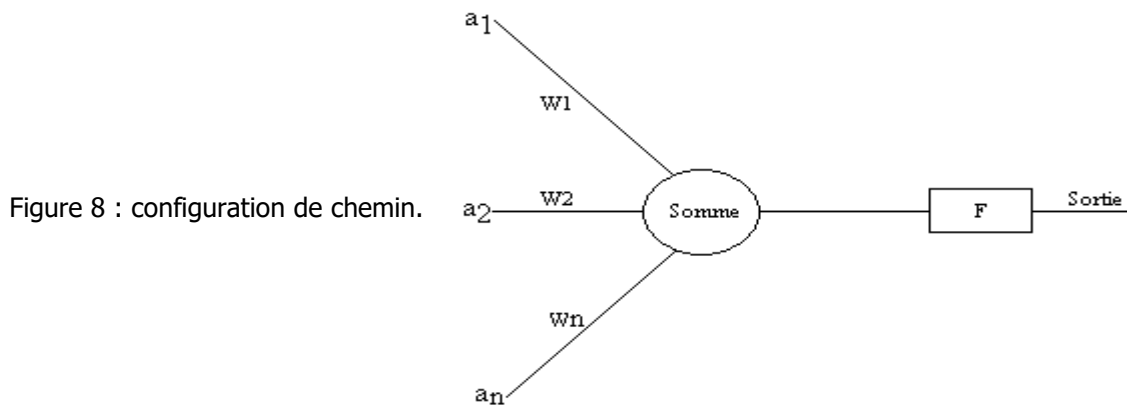


Figure 8 : configuration de chemin.

$$somme = \sum_{i=1}^n a_i w_i; \text{Sortie} = F(somme) \dots\dots\dots(10)$$

$$F(\text{sigmoïde}) = \frac{1}{1 + e^{-somme}}; \text{ F est dérivable}$$

Nous voulons minimiser la fonction erreur RMS :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (t_{pj} - O_{pj})^2 \dots\dots\dots(11)$$

$$RMS = \frac{E}{N_o \cdot N_p}$$

Nous avons :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = -(t_{pj} - O_{pj})$$

$$\delta_{pj} = f'(somme_{pj}) \cdot \sum_k \delta_{pk} \cdot w_{kj} \dots\dots\dots(12)$$

$$\Delta w_{ij} = (C \cdot \delta_{pj} \cdot X_j)$$

Pour une fonction sigmoïde :

$$A = \frac{1}{1 + e^{-somme}}; \frac{\partial sortie}{\partial somme} = \frac{e^{-somme}}{(1 + e^{-somme})^2} = A(1 - A)$$

$$\delta_{pj} = A(1 - A)(t_{pk} - O_{pk}) \dots\dots\dots(13)$$

$$\Delta w_{ij} = C \cdot A(1 - A) \cdot \sum_k \delta_{pk} w_{kj} * (t_{pi} - A)$$

Cet algorithme est basé sur la fonction d'activation dérivable.

Si la fonction d'activation est une fonction tangente hyperbolique alors :

$$\frac{\partial \tanh(z)}{\partial z} = 1 - \tanh^2(z) = \frac{4}{(1 + e^{-x})^2}$$

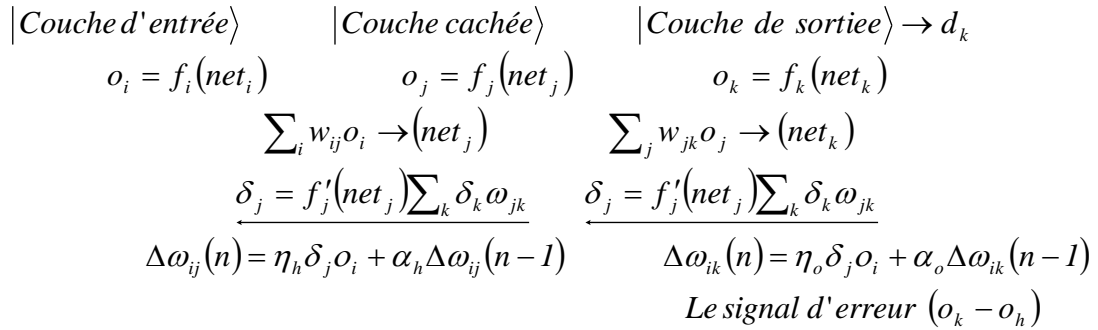
$$\tanh(z) = \frac{1 + e^{-x}}{1 - e^{-x}} \dots\dots\dots(14)$$

$$\tanh^2(z) = \frac{1 + 2e^{-x} + e^{-2x}}{1 - 2e^{-x} + e^{-2x}}$$

$$\frac{\partial \tanh}{\partial z} = (1 - A^2) = (1 - A)(1 + A)$$

II.5.1 Schéma de la rétropropagation [4]

Toutes les étapes de la rétropropagation sont présentées dans le schéma suivant :



La fonction sigmoïde :

$$f'_j(\text{net}_j) = o_j(1 - o_j) \qquad f'_k(\text{net}_k) = o_k(1 - o_k)$$

Pour la couche de sortie :

$$\Delta \omega_{jk}(n) = \eta_o \delta_j o_i + \alpha_o \Delta \omega_{ij}(n-1)$$

$$\text{avec : } \delta_k = (d_k - o_k) \cdot f'_{s-k}(\text{net}_k)$$

Pour la couche cachée :

$$\Delta \omega_{jk}(n) = \eta_h \delta_j o_i + \alpha_h \Delta \omega_{ij}(n-1)$$

$$\text{avec : } \delta_j = f'_{s-j} \sum_k \delta_k \omega_{jk}$$

avec : $f'_s(\cdot)$ est fonction sigmoïde.

$$\text{net}_j = \sum_i (w_{ij} o_i)$$

$$\text{net}_k = \sum_j (w_{jk} o_j)$$

Pour fonction sigmoïde :

$$f'_{s-k}(\text{net}_k) = o_k(1 - o_k)$$

$$f'_{s-j}(\text{net}_j) = o_j(1 - o_j)$$

Les données sont présentées plusieurs fois à l'entrée du RNA. pour être apprises. Chaque présentation effectue deux passages à travers le RNA. présentation effectue deux passages à travers le RNA., propagation avant et erreur de rétropropagation, ce qui nécessite un temps de convergence long.

II.6 Méthodes de convergence [5]

⌚ Si les poids démarrent à des valeurs larges de poids, le RNA sera saturé et l'entraînement sera interrompu. Une méthode est proposée pour faire converger rapidement la propagation arrière est dite la méthode du terme du moment (momentum term) :

$$\Delta w_{pk}(n+1) = C * \delta_{pk} * SOR_k + \alpha * \Delta w_{pk}(n) \dots \dots \dots (15)$$

$\alpha * \Delta w_{pk}(n)$: est un terme instantané.

Donc, le changement des poids dépend des changements dans les premières itérations. Cette méthode réussit dans certains cas et échoue dans d'autres. α est compris entre (0) et (1).

⌚ **Recules (drawbacks)** : Quelque fois on échoue dans l'entraînement du RNA. par ce que :

a- Lorsque les poids deviennent de grands valeurs ils obligent le RNA. à opérer en saturation :

$$\frac{\partial SOR}{\partial Net} \rightarrow 0 \dots \dots \dots (16)$$

Donc, on évite de réduire le coefficient d'apprentissage.

b- **Minimum local (local minima)** : Comme nous cherchons à obtenir le minimum absolu pour notre fonction erreur, il est parfois possible de s'arrêter à un minimum local. Il est préférable d'utiliser une approche statistique, pour éviter cette erreur.

⌚ **Largeur de pas (step size)** : Théoriquement, le pas d'ajustement est infiniment petit. Donc, il faut tenir compte de ce pas pour juger la rapidité de la convergence et l'instabilité du système.

⌚ **Instabilité temporelle** : L'objectif est d'apprendre au RNA. le test d'apprentissage sans perturber ce qui a été déjà appris. Pour arriver à cette situation le RNA. doit connaître tous les paramètres avant d'ajuster les poids. Il sera difficile d'obtenir une convergence si le RNA. observe un changement continu dans les entrées. Une suggestion, pour obtenir de bonnes caractéristiques de l'entraînement est : La marge dynamique des unités entrées + couche cachées (hidden layers) peuvent ne pas donner une sortie optimale. Car le terme : $\Delta w * \alpha * SOR$ au niveau de la sortie ne change pas, en doit changer la marge de $\pm 0,5$ et ajouter le biais à la fonction seuil (squashing function) :

$$SOR = \frac{-1}{2} + \frac{1}{(1 + e^{-Net})} \dots \dots \dots (17)$$

Dans ce cas le temps de convergence sera réduit de 30 à 50 %

⌚ **Sélection de la taille de RNA**

1. Démarrer avec beaucoup d'unités dans la couche cachée puis, observer les poids qui ne contribuent pas significativement au système, il faut les éliminer et entraîner de nouveaux. Continuer jusqu'à ce qu'une couche-unité ne peut être placée sans affecter les performances du système (RMS).

2. *Création du nœud dynamique : Démarrer avec une unité couche cachée :*
 - *Entraîner pour un moment,*
 - *Continuer à traîner...répéter jusqu'à ce qu'une l'erreur (RMS) devient très petite,*
 - *Commencer le nœud ajouter avec un poids ($w=0$) pour ne pas affecter le système original.*
3. *Prenez quelques sous RNA pauvrement entraîné et indépendants et calculer le moyenne de leurs performances.*

II.7 Procédé d'apprentissage de la rétropropagation [5]

Procédure RETRO_PROP

Initialisation des poids à des petites valeurs aléatoires;

repeat

Prendre la paire suivante d'entraînement (val. d'entrée x , val. désirée d)

Considérer que la 0 ième couche soit $u_0=x$;

PROPA_AVANT;

CALCULE_GRADIENT;

MISAJOUR_POIDS;

Jusqu'a atteindre la condition finale ;

end;

{RETRO_PROP}

Soubroutine PROPA_AVANT

for couche = 1 to L do

for noeud = 1 to N_{couche} do $u_{couche, noeud} = f\left(\sum_{i=0}^{N_{couche-1}} (W_{couche, noeud, i} u_{couche-1, i})\right)$;

fin de boucle

fin de boucle;

end; {PROPA_AVANT}

soubroutine CALCULE_GRADIENT

for couche = L to 1 do

for noeud = 1 to N_{couche} do

if couche = L then $e_{L, noeud} = u_{L, noeud} - d_{noeud}$;

if couche = L then $e_{1, noeud} = u_{L, noeud} - d_{noeud}$;

else $e_{couche, noeud} = \sum_{i=0}^{N_{couche-1}} e_{couche+1, m} U_{couche+1, m} (1 - U_{couche+1, m}) W_{couche+1, m, noeud}$;

fin de boucle

for tous les poids dans couche cachée do

$g_{couche, j, i} = e_{couche, j} u_{couche, j} (1 - u_{couche, j}) u_{couche-1, i}$;

fin de boucle

fin de boucle

end; {calculer_GRADIENT}

soubroutine MISAJOU_POIDS

for tous $w_{l, i, j} (k+1) = w_{l, i, j} (k) - \alpha g_{l, i, j}$

for tous $W_{l, i, j} (k+1) = W_{l, i, j} (k) + \alpha g_{l, i, j}$;

fin de boucle

end; {MSAJOUR_POID}

II.8 Expérience [5]

Dans cette expérience basée sur l'algorithme de la rétropropagation, nous allons ressortir quelques propriétés.

La performance de la rétropropagation est gouvernée par les paramètres suivants :

- ✓ Nombre de couches cachées,
- ✓ Nombre de neurones dans chaque couche cachée,
- ✓ Fonction logistique (tensfer ou limitation),
- ✓ Taille de l'époque,
- ✓ Coefficient d'apprentissage.

Il n'y a pas de règles combinaison de ces paramètres qui peuvent être appliquées à chaque problème. L'identification de la bonne combinaison de ces paramètres pour une application particulière reste un artifice qui dépende de l'expérience, la chance, et la flair.

L'effet de ces paramètres sont détaillé dans les sections suivantes :

II.8.1 Nombre de couches cachées

L'expérimentation conduite avec un RNA. à une seule ou deux couches cachée a montré qu'un RNA. d'une seule couche cachée apprend rapidement, alors qu'un RNA. à deux couche cachée apprend mieux. La figure suivante montre l'effet du nombre de couches cachées, et illustre la stabilité du RNA à deux couches cachées en terme d'erreur moyenne quadratique (RMS).

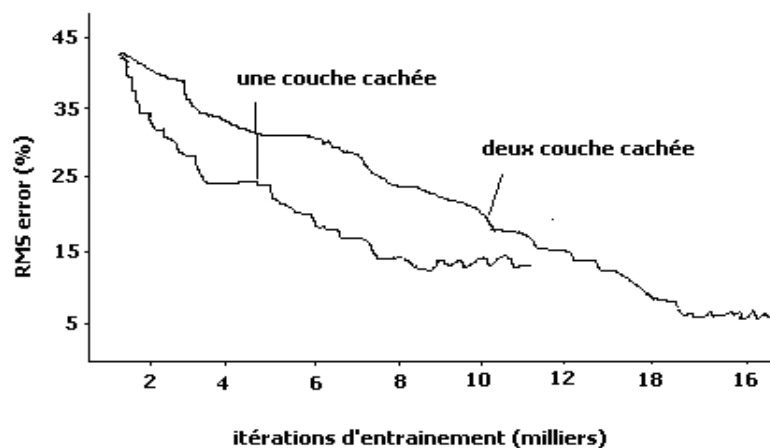


Figure 9 : Effet de nombre de couches cachées.

II.8.2 Nombre de neurones

L'effet du nombre de neurones dans les couches cachées dans les deux cas est presque le même. La performance est comparée en terme d'erreur (RMS) et le nombre d'itération nécessaire pour entraîner le RNA. Il semble qu'il y ait une marge de nombre de neurones où le RNA performe le mieux. Le nombre de neurones pour la première couche cachée ont été variés

entre 3 et 15. La marge optimale de neurones se situe entre 9 et 12 neurones. La figure montre l'effet du nombre de neurones dans la première couche.

La deuxième couche cachée a un effet similaire, et le nombre de neurones entre 2 et 8.

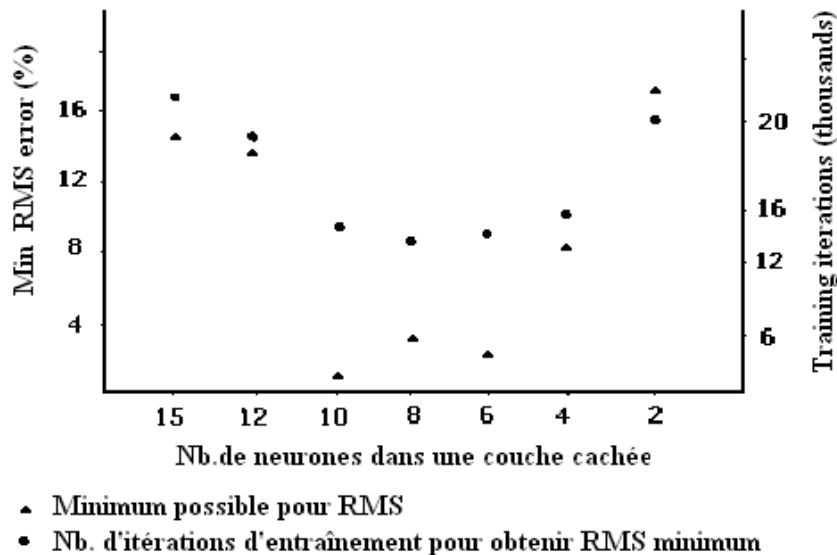


Figure 10 : Effet du nombre de neurones.

II.8.3 Fonction logistique

D'après l'expérimentation, les fonctions linéaires et sinusoides ne performant pas bien en termes d'erreurs RMS. La fonction TanHyperbolique a montré une inconsistance en termes de temps d'apprentissage et erreurs RMS. La fonction sigmoïde était meilleure. L'effet des fonctions logistiques était indépendant des autres paramètres.

II.8.4 Taille de l'Epoche

La taille de l'époque détermine le nombre de vecteurs d'entraînement présentés au RNA. avant que les poids aient été ajustés. L'effet de la taille de l'époque était très significatif. L'expérimentation a montré qu'avec une grande taille d'époque le RNA. apprend mieux en terme de généralisation. Mais le temps d'apprentissage (nombre d'itérations) était très grand par comparaison à des époques de petites tailles. La bonne généralisation a été obtenue lorsque la taille de l'époque était égale au nombre de vecteurs d'entraînement.

II.8. 5 Coefficient d'apprentissage

Le coefficient d'apprentissage a un effet significatif en termes de performance du RNA. et temps d'apprentissage. L'expérimentation a montré que, démarrer avec un grand coefficient d'apprentissage puis le réduire durant les itérations de l'apprentissage était la meilleure approche. Un coefficient d'apprentissage constant et lent rendait le processus d'apprentissage très lent et un coefficient d'apprentissage constant et grand a montré beaucoup de fluctuations

et la convergence était difficile. La figure ci-dessous montre l'effet des deux coefficients d'apprentissage constants. L'autre figure montre l'effet du coefficient d'apprentissage variable, calculé suivant la formulation suivante :

$$\text{Coeff. d'apprentissage} = 0.8 * (M)^n \dots\dots\dots(18)$$

Où :

M : est une contente à choisir de l'ordre de 0,6, 0,7, ou 0,8,

N : est le nombre d'itérations d'entraînement (en milliers).

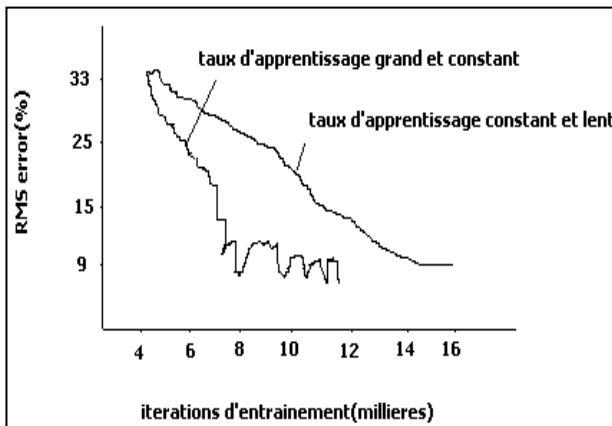


Figure 11 : Effet de la constante d'apprentissage.

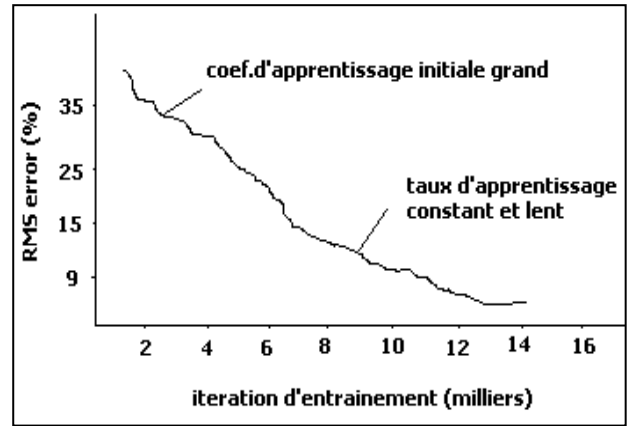


Figure 12 : Effet du changement du coefficient d'apprentissage.

Le coefficient d'apprentissage est à réactualiser toutes les 2000 itérations. Il faut, lors d'une expérimentation, tenir compte du minimum et maximum du coefficient d'apprentissage.

Nb. d'itération	Formule	Coeff. d'apprentissage
2000	$0,8 \times (0.6)^0$	0,8
4000	$0,8 \times (0.6)^2$	0,288
6000	$0,8 \times (0.6)^3$	0,1728
.....

REFERENCES

[1] KOHONNE, AND AL. "Principle of neural associative memory", Neuroscience 2: 1065-1076.
 [2] A. ROCHE. "Dynamique cahotique et robotique", R.C3. Le Havre, France.
 [3] D.E. RUMELHART, G.E.HINTON, R.J WILLIAMS. "Learning international representations by error propagation, in parallel distributed processing", Vo.1, Cambridge, MIT Press.
 [4] TARUN KHANNA, "Foundations of neural networks", Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
 [5] H. BENNASSAR. "Les réseaux de neurones artificiels dans les commandes de systèmes", Wichita state University, Kansas, USA.

Chapitre 3
Simulation & discussion

III.1 introduction :

La simulation numérique est un moyen performant d'analyse et de compréhension des phénomènes physiques. Cette méthode permet, soit d'orienter le choix des approximations dans les approches analytiques, soit d'obtenir des résultats directement comparables à ceux de l'expérience.

Le but de ce chapitre est la simulation des modèles proposés dans les chapitres précédant, où nous réservons à l'analyse du spectre solaire et l'éclairement énergétique par la technique des réseaux de neurones une analyse assez approfondie.

III.2 Conditions pour lesquelles les caractéristiques électriques sont définies

Les valeurs nominales correspondent à des conditions standardisées. Ces conditions sont très optimistes, de sorte que les valeurs nominales ne sont pas directement utilisables pour un dimensionnement. Elles correspondent en effet à une température interne de $25\text{ }^{\circ}\text{C}$, et à un ensoleillement très élevé (1000 W/m^2), deux conditions peu compatibles.

En outre, puisque l'efficacité des modules dépend fortement de la fréquence du rayonnement incident, la répartition spectrale de l'éclairement a dû aussi être normalisée. Pour les modules destinés aux applications terrestres, il s'agit du spectre 1.5 AM, qui correspond au spectre de la lumière solaire après qu'elle ait traversé une épaisseur d'air pur correspondant à 1.5 fois l'épaisseur de l'atmosphère. Cette situation se présente en pratique lorsque le ciel est très clair et que le soleil se trouve à une hauteur de 41.8° au-dessus de l'horizon. Malheureusement, dans ce cas, l'intensité du rayonnement est toujours inférieure à 1000 W/m^2 à cause de l'absorption d'une partie du rayonnement par l'atmosphère. Un facteur de normalisation est donc appliqué pour ramener le spectre à la puissance globale voulue de 1000 W/m^2 . En fait, ce spectre est défini par les normes.

III.3 Principales observations de simulation

III.3.1 Avant normalisation

La figure 1 représente la variation de la répartition spectrale énergétique réelle (avant normalisation) en AM0, en AM1 et en AM1.5.

Les spectres de la figure 1 montrent que les longueurs d'onde du rayonnement solaire sont comprises entre $0,2\text{ }\mu\text{m}$ (ultraviolet) et $4\text{ }\mu\text{m}$ (infrarouge) ; $97,5\%$ de l'énergie est comprise dans la zone des longueurs d'onde inférieures à $2,5\text{ }\mu\text{m}$, notamment dans la zone du rayonnement visible comprise entre $0,4$ et $0,78\text{ }\mu\text{m}$.

La figure 2 représente les modèles des éclairagements énergétiques pour diverses conditions d'air masse. La courbe de la densité de puissance spectrale du spectre standard AM1.5, confirme la tendance des valeurs obtenues dans la littérature. En effet, le rayonnement total, à

savoir l'intégrale de cette densité, n'est que de 827 W/m^2 .

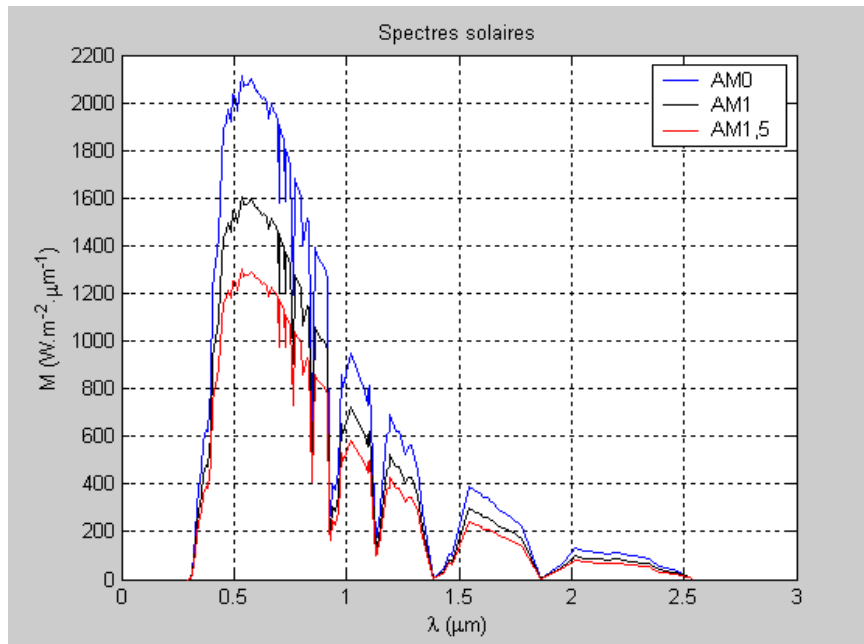


Figure 1: Modèles de spectres solaires.

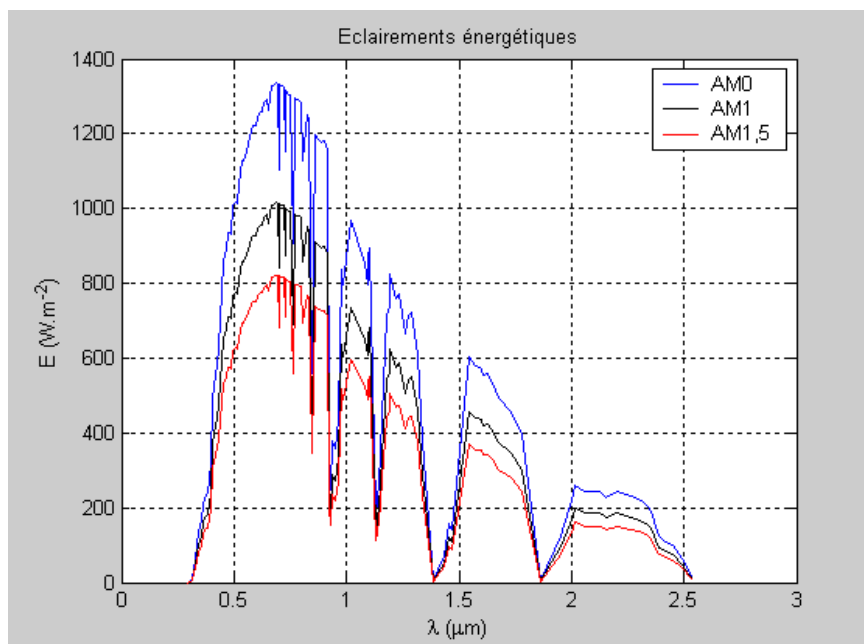


Figure 2: Modèles des éclairagements énergétiques.

III.3.2 Après normalisation

Un facteur de normalisation est appliqué pour ramener le spectre à la puissance globale voulue. En fait, pour effectuer des analyses, il est indispensable de définir un spectre de référence pour calibrer les cellules étalons destinées à qualifier les performances des dispositifs photovoltaïques. Ainsi les conditions standards de qualification des cellules sont un spectre AM1.5, une puissance incidente de 1000 W/m^2 et une température de 25°C .

La figure 3 donne la distribution de l'éclairement énergétique AM1.5 normalisé. L'intégrale de cette densité est de 1000 W/m^2 .

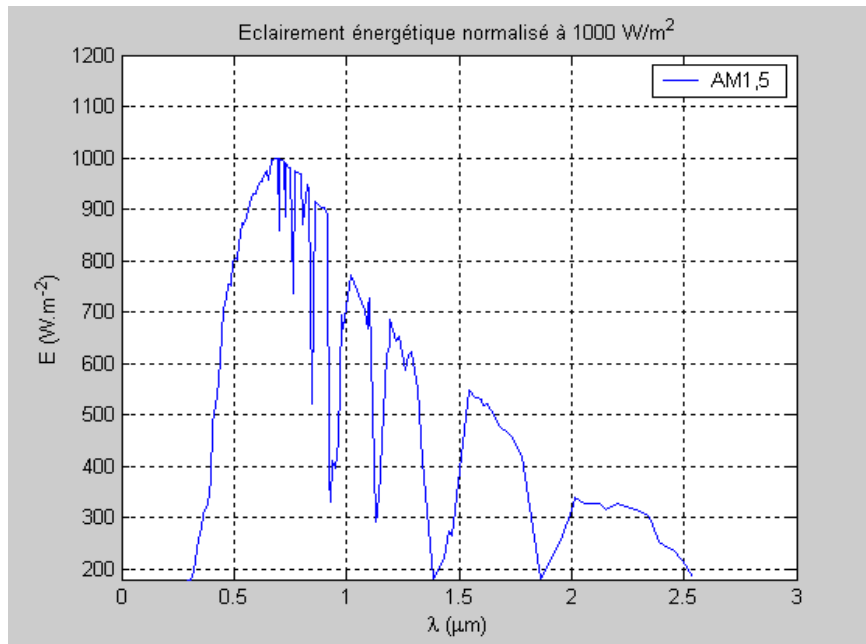


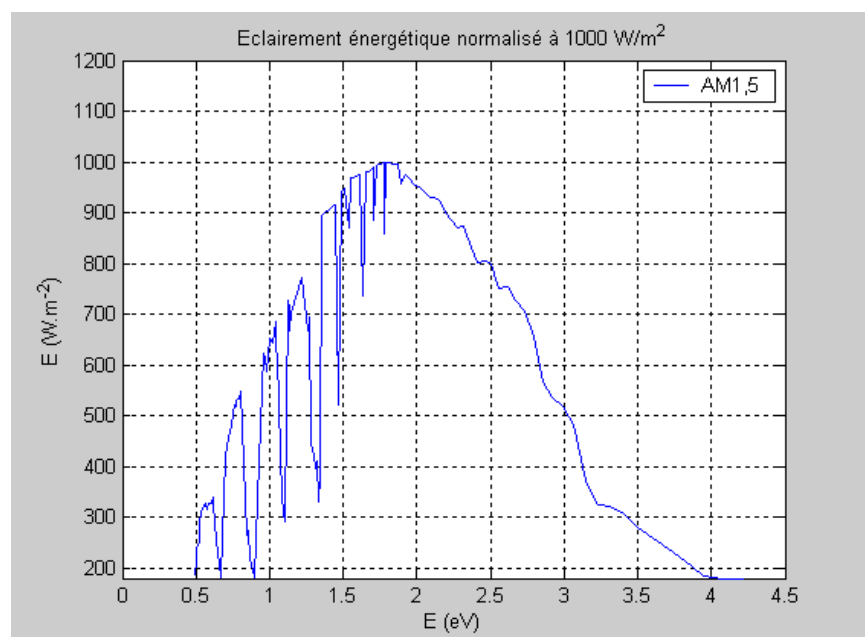
Figure 3: Eclairement énergétique AM1.5 normalisée à 1000 w/m^2 .

La relation directe entre l'énergie d'un photon exprimée en électronvolts et sa longueur d'onde exprimée en micromètres est donnée par :

$$E(\text{ev}) = 1,2419\lambda^{-1}(\mu\text{m})$$

Le graphe 4 représente la variation de l'éclairement énergétique en fonction de l'énergie du photon E (ev) dans la condition AM1.5.

Figure 4: Eclairement énergétique AM1.5 normalisée à 1000 w/m^2 .



III.4 Reconnaissance de formes en utilisant les RNA.

III.4.1 Architecture du réseau utilisé

La recherche de l'architecture d'un RNA, capable de reconnaître la cible était la phase la plus difficile dans ce projet de fin d'étude. La méthodologie que nous avons suivi pour reproduire la topologie de notre réseau, consiste à commencer avec un RNA, de petite taille et augmenter la taille graduellement jusqu'à obtenir l'architecture qui convient au mieux au traitement de notre problème, en tenant compte des performance au fur et à mesure de l'entraînement. En effet en respectant les démarches mentionner au chapitre 2 nous nous sommes arrivés à établir l'architecture suivante :

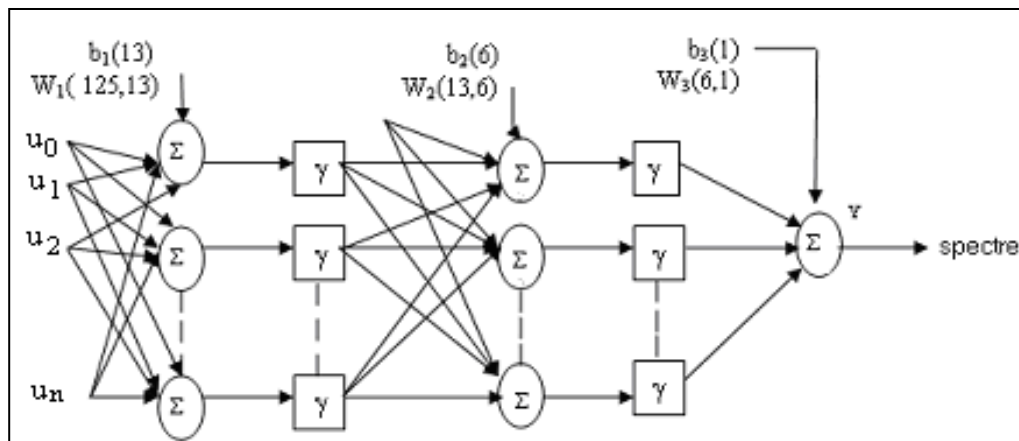


Figure 5: Architecture du réseau simulé.

Le réseau de neurone utilisé est à trois couches :

1. la couche d'entrée, est composée de 13 cellules,
2. la couche cachée (intermédiaire), se compose de 6 cellules,
3. la couche de sortie, est unitaire.

Avec :

- $[u_0, u_1, u_2, \dots, u_n]$: vecteur entrée ,
- b_1, b_2, b_3 : extra-connexions (biais),
- w_1, w_2, w_3 : poids synaptiques,
- Y : vecteur sortie.

III.4.2 Solution numérique :

Le paradigme de rétropropagation est entraîné par un algorithme d'apprentissage supervisé. Il a démontré que c'est un outil très solide dans le domaine de la reconnaissance de forme. Le RNA, donne des sorties comparables à la cible. Si le RNA donne un résultat faux, pas proche de la cible, le poids seront ajustés et corrigés pour minimalise l'erreur par rapport à la cible. Nous allons donner la preuve ci-après.

III.4.2.1 Spectres AM0, AM1 et AM1.5

Après l'entraînement du réseau c'est-à-dire exécution du programme de rétropropagation l'outil de simulation a retourné le résultat illustré sur la figure 6 nous signalons que nous avons utilisé au premier lieu l'interface de langage de programmation c++. qui offre en contre partie au matlab un temps de calcul réduit. Nous avons utilisé par la suite, le moteur graphique de Matlab, ceci permet d'atteindre un compromis entre le temps de calcul et l'environnement de visualisation.

Grâce donc, aux fonctionnalités de Matlab l'interface graphique offre un environnement de visualisation encore plus efficace et intuitif. Les figures ci-dessous, représentent l'évolution en fonction du temps des spectres solaires AM0, AM1 et AM1.5. Les courbes en rouge correspondant aux valeurs des spectres solaires retournées par le RNA. ont des rapports de similitude aux cibles correspondantes. La simulation met en évidence la quasi-ressemblance des cibles aux courbes obtenues par le RNA. Dans nos programmes de simulation on a adopté la précision 0,05 %. Cependant, il convient de rester prudent sur le choix de la précision, puisque une divergence est d'autant plus probable que la précision est male choisie.

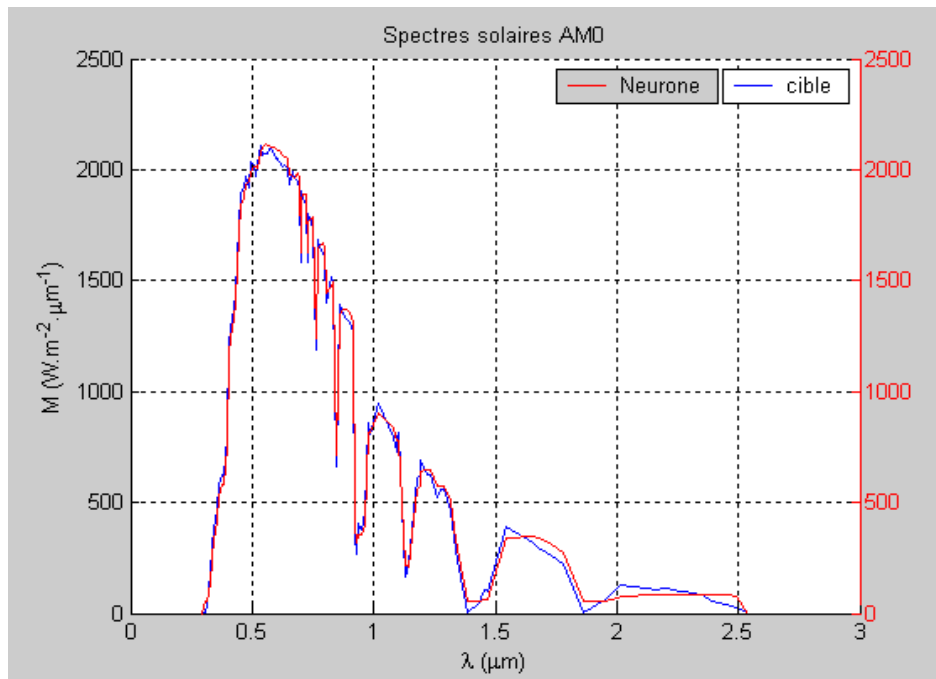


Figure 6: Spectre solaire AM0.

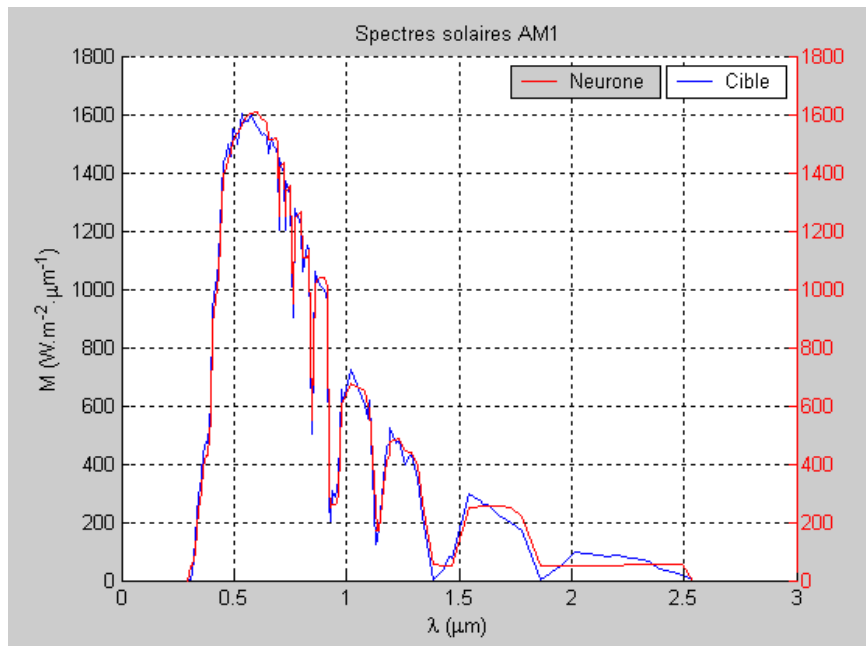


Figure 7 : spectre solaire AM1.

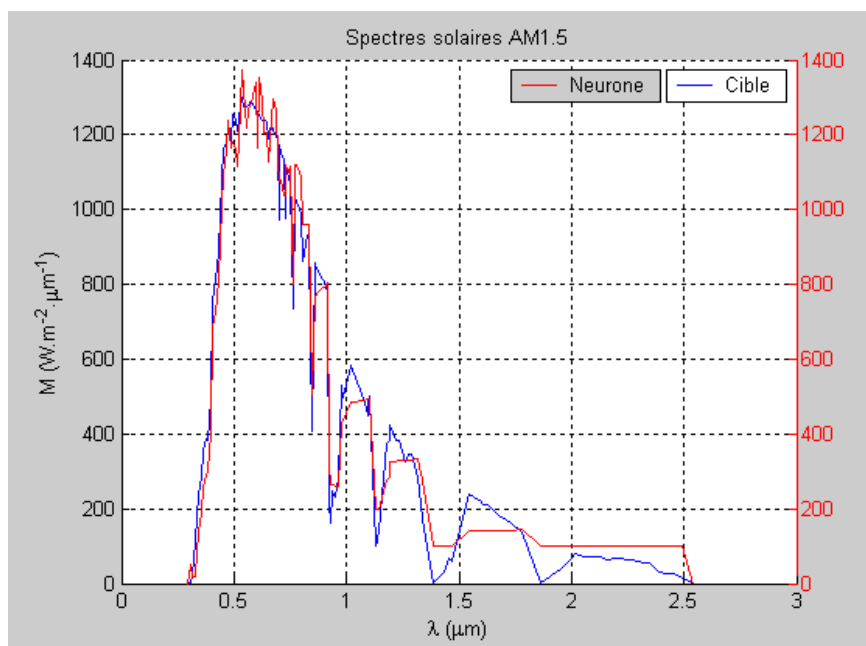


Figure 8 : spectre solaire AM1.5.

III.4.2.2 Eclairage énergétique en conditions AM0, AM1 et AM1.5

Le modèle de simulation repose tout comme celui utilisé pour la détermination de la réponse spectrale sur l'algorithme de la rétropropagation. Le logiciel dédié à la simulation est le Matlab, il a permis dans ce cas d'envisager les mêmes situations qu'avec C++ prenant a priori en compte des dynamiques plus élevées, cependant le temps de calcul est prohibitif.

L'étude numérique a permis la validation du modèle neuronale. En effet les résultats obtenus par le RNA. pour le tracé de l'éclairage énergétique en conditions AM0, AM1 et

AM1.5 (figures 12, 13 et 14), présentent un petit écart relatif avec les valeurs mesurées (figures 9, 10 et 11) dans la totalité de cas (AM0, AM1 et AM1.5).

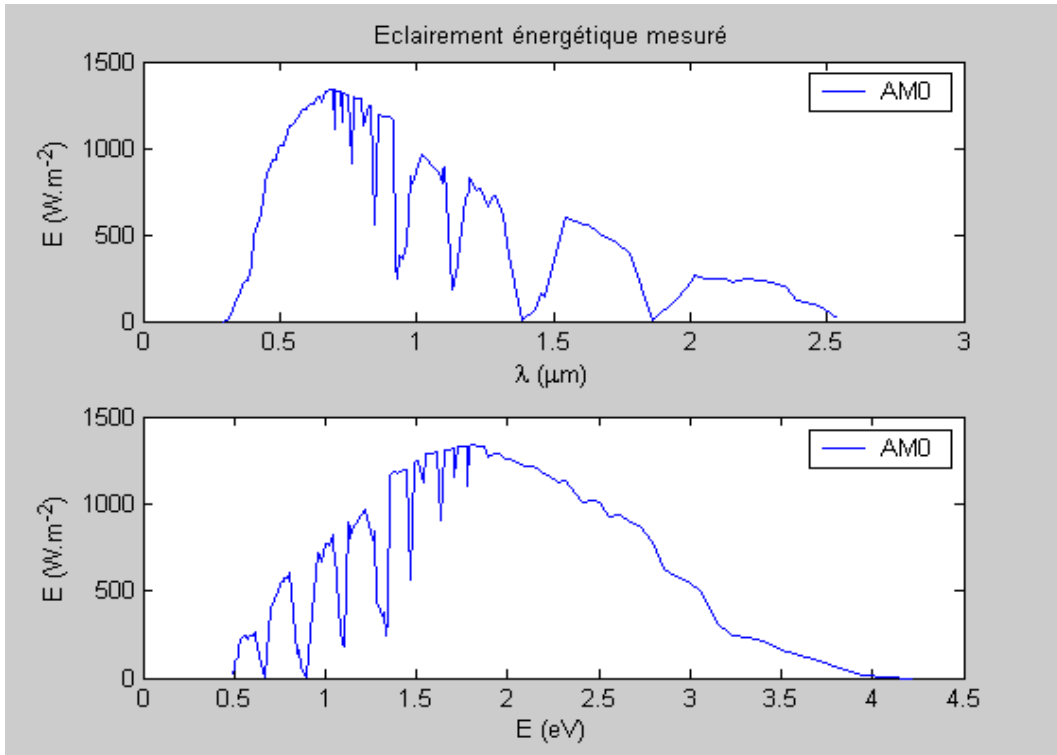


Figure 9 : Eclairement énergétique mesuré en condition AM0.

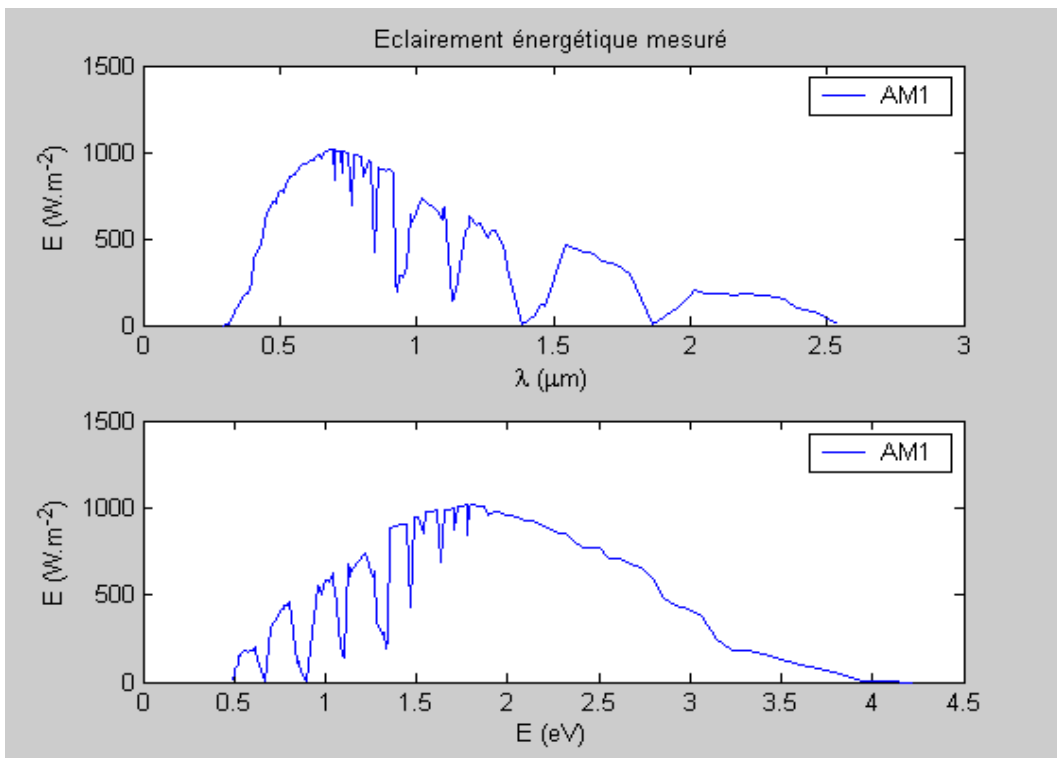


Figure 10 : Eclairement énergétique mesuré en condition AM1.

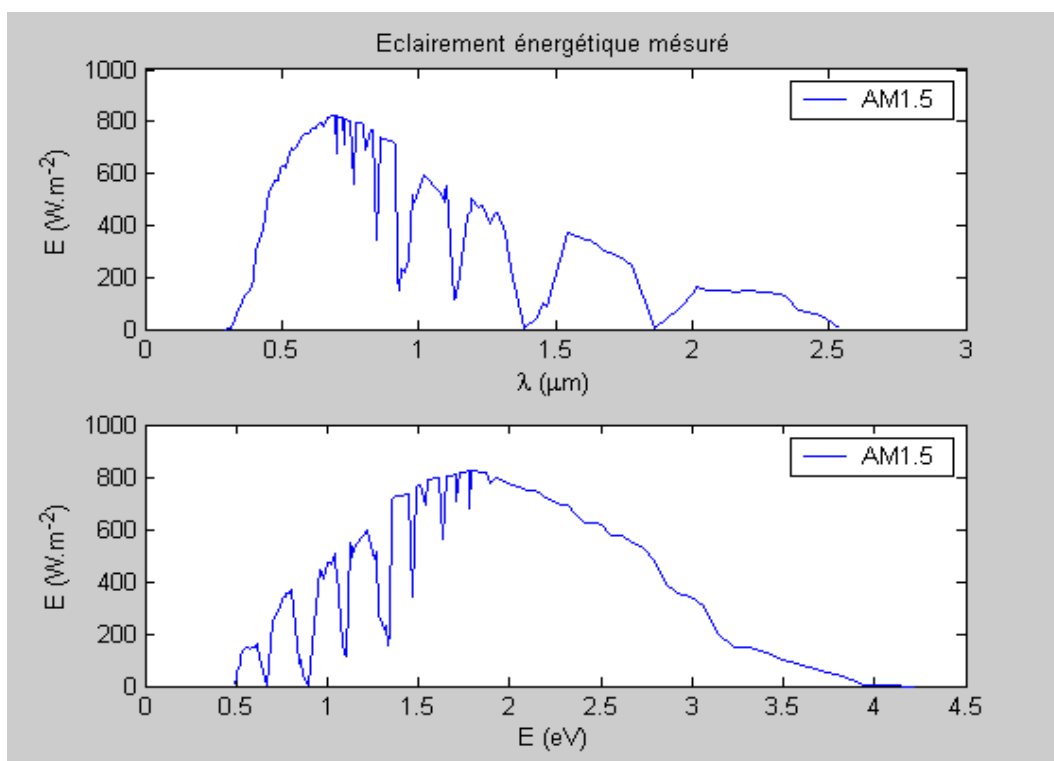


Figure 11 : Eclairage énergétique mesuré en condition AM1.5.

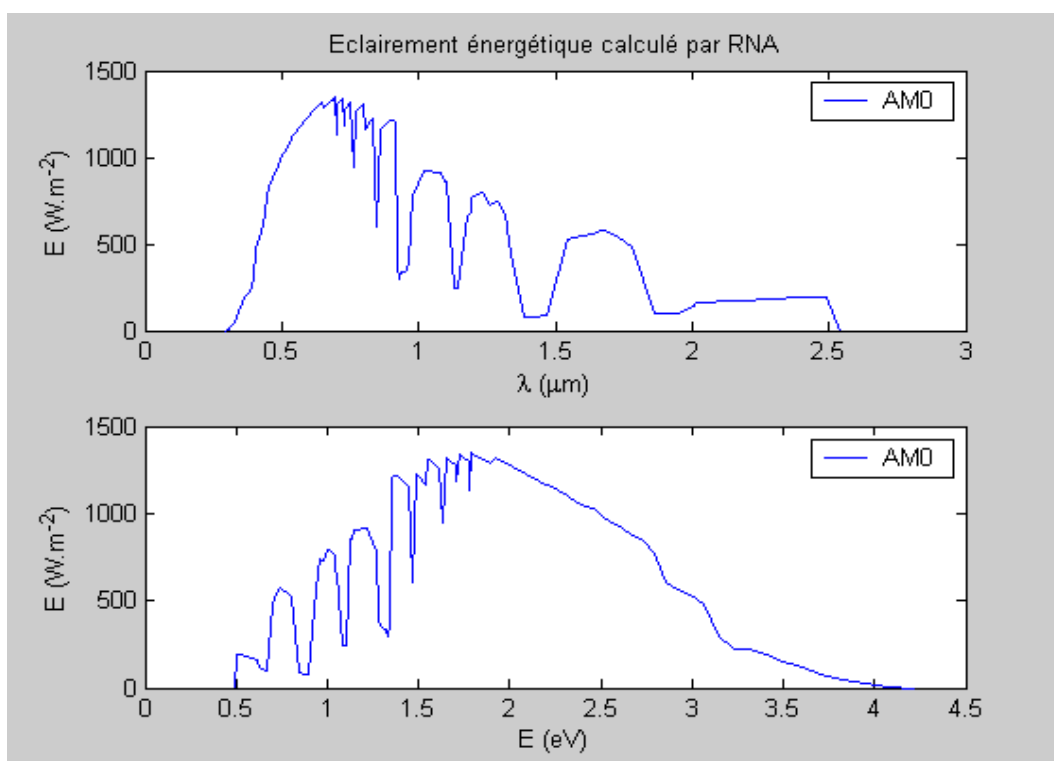


Figure 12 : Eclairage énergétique calculé par RNA. en condition AM0.

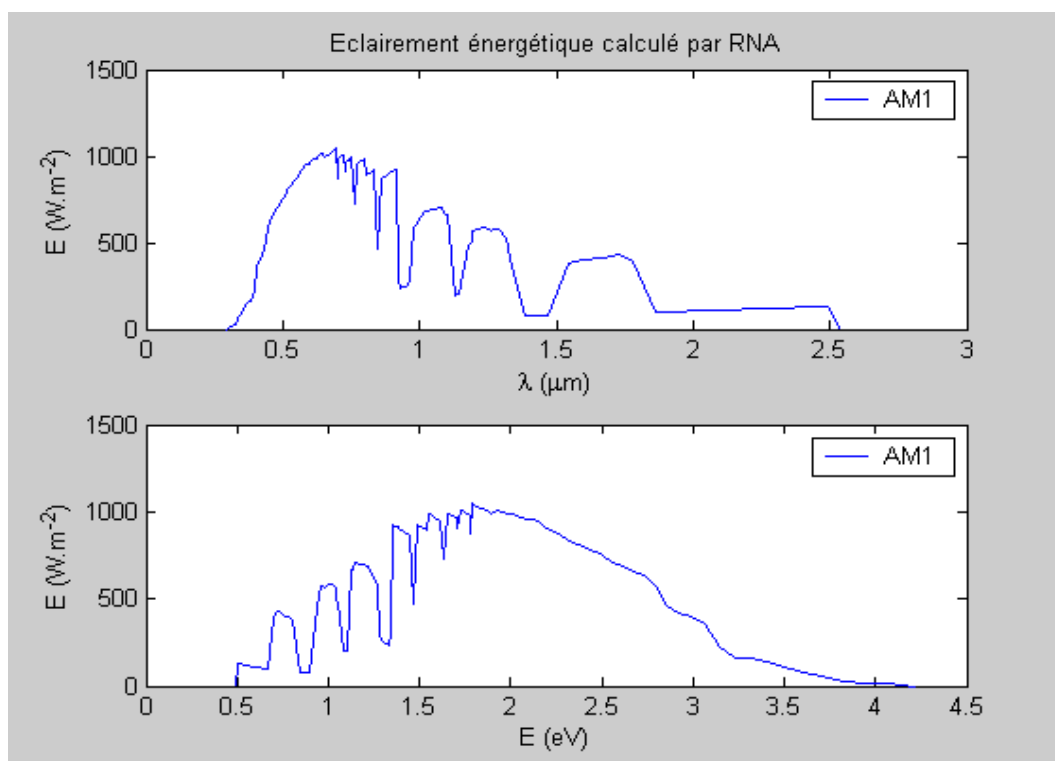


Figure 13 : Eclairage énergétique calculé par RNA. en condition AM1.

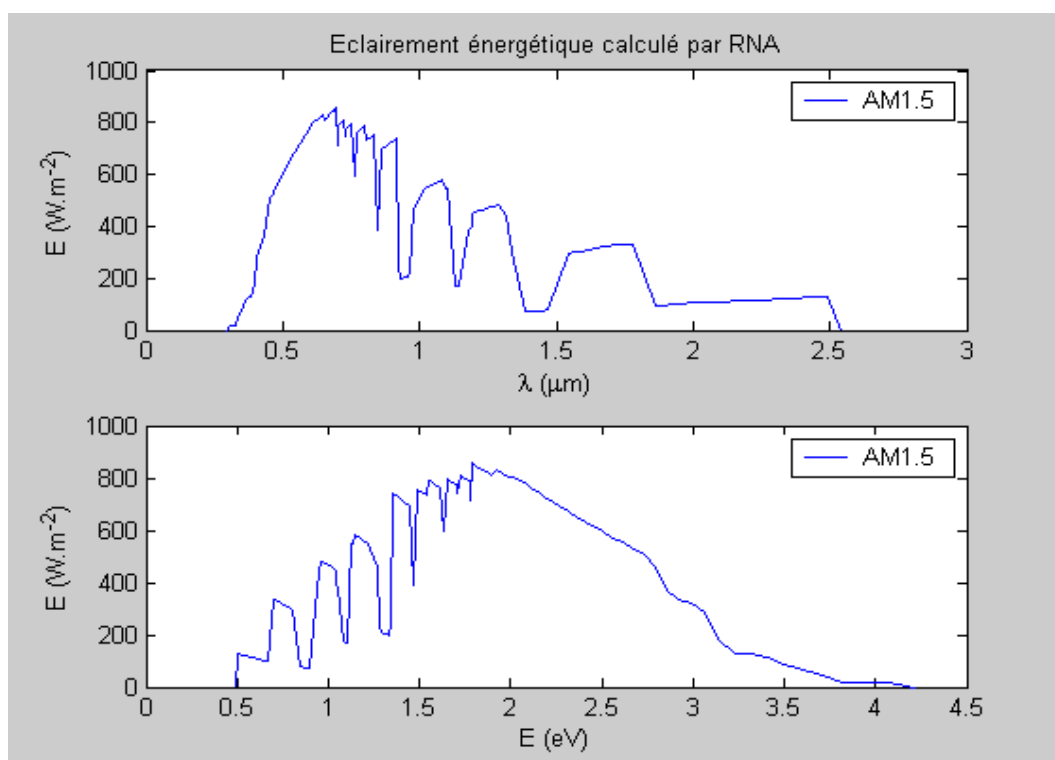


Figure 14 : Eclairage énergétique calculé par RNA. en condition AM1.5.

III. 5 Conclusion

On a voulu dans cette partie valider le bon comportement de la technique de la rétropropagation en matière de reconnaissance de formes. On a démontré, qu'avec une erreur de 0,5 % le paradigme de la rétropropagation a permis de reproduire des valeurs numériques qui coïncident avec les valeurs obtenues par la mesure à partir d'un système physique. Donc, une quasi-identification implique de réduire l'erreur entre la cible et la sortie désirée, en contrepartie, le temps de calcul des solutions devient important.

Conclusion générale

Conclusion générale

Ce travail porte essentiellement sur la modélisation des concepts de base de l'énergie solaire, et l'étude de l'identification du spectre solaire par les RNA.

Dans un premier lieu, nous avons fait un rappel concernant les notions de l'énergie solaire, où on y explique comment l'énergie solaire varie selon l'endroit et la saison et comment estimer la quantité d'énergie solaire disponible à un endroit donné.

On a poursuivi l'activité par l'étude de la réponse spectrale en utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels pour les différents nombres d'air masse et pour les conditions standards de qualification des cellules (spectre AM1,5). Nous avons ainsi présenté le modèle de la rétropropagation pour identifier et reconnaître les spectres solaires réels (AM0, AM1 et AM1.5) dont les mesures précises sont accomplies par les satellites. Dans ce cadre, nous avons élaboré et mis au point des codes de calcul qui permettent de calculer et représenter la réponse spectrale et sa variation en fonction du nombre d'air masse.

Parmi les nombreux logiciels à disposition, on a choisi pour faire les analyses numériques le C++ et le logiciel Matlab.

Les résultats obtenus montrent que le paradigme de la rétropropagation s'adapte fort bien aux questions de reconnaissances de formes. Signalons que le temps de calcul des solutions est d'autant plus important que les précisions tendent vers des valeurs faibles et la convergence sera difficile à obtenir.