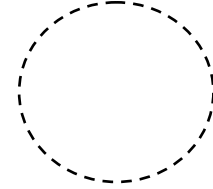


République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de La Recherche Scientifique



Université de Ghardaïa

Faculté des Sciences et Technologies

Département d'automatique et électromécanique

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de

MASTER

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et système

Par : BOUDJRADA Aissa

DJEKAOUA Younes

Thème

**PREDICTIONS DES ETATS DES RADIATIONS PAR
R.N RECURENT(TDNN)**

Devant le jury :

FERKOUS Khaled	MAA	Université de Ghardaïa	Examineur
BITEUR Kada	MAA	Université de Ghardaïa	Examineur
KIFOCHE Abdessalam	MAA	Université deGhardaïa	Encadreur
DJEMOUI Lalmi	MCA	Université deGhardaïa	Co-Encadreur

Année universitaire 2020/2021

Remerciements

D'abord, louanges et remerciements à Dieu Tout-Puissant, qui nous a permis de le faire.

Et accorde-nous la volonté, la patience et la santé pendant toutes ces années d'études et

Grâce à lui, ce travail est devenu possible.

*Nous tenons à remercier **M. Kifoush Abdeslam** notre superviseur qui a fait cela, Il a fait de son mieux pour nous offrir son aide précieuse et il nous a permis de le réaliser l'oeuvre .*

Nous remercions également l'Université de Ghardaïa, en particulier le Département des sciences et technologies, et tous les professeurs et administrateurs qui nous ont enseigné au fil des ans.

Enfin, nous remercions également toutes les personnes qui nous ont aidé de près ou de loin à formulation de ce travail.

Liste des contenus :

Liste des figures

INTRODUCTION

Chapitre 1: Réseaux de neurones artificiels

Introduction	1
1. Le Neurone Biologique	2
1.1. Structure	2
1.2. Physiologie	2
1.3. Création d'un potentiel d'action	4
2. Neurone artificiel	6
3. Réseaux de neurones artificiels	9
3.1. Définition	9
3.2. Historique	10
4. L'architecture d'un réseau neuronal	13
5. L'apprentissage des réseaux de neurones	18
6. Conclusion	23

Chapitre 2 : les rayonnements et la température

1. Introduction	24
2.1. Centre de Développement des Energies Renouvelables	25
2.2. Présentation de SKTM	28
3. Rayonnement	30
3.1. Définitions	30
3.2. Expressions	31
3.3. Rayonnement solaire avec l'atmosphère	31
3.4. Absorption du rayonnement par les molécules atmosphériques	34
3.5. Effet de serre	39
4. Température	43
4.1. Définitions	44
4.2. Expressions	45

4.3.Mesure de la température : la thermométrie	46
5.Conclusion	48

Chapitre 3 : Prédiction et analyse

1.Introduction	49
2.1.Le logiciel MATLAB	49
2.2. Les réseaux de neurones sur matlab	51
3.Étudiez avec la technologie nntool	52
4.Conclusion	59
Conclusion générale .	

Liste des figures et tables :

Chapitre 1

Figure 1. Schéma d'un neurone biologique	2
Figure 2. Un potentiel d'action	3
Figure 3. Passage d'un potentiel d'action au niveau de la membrane del'axone	4
Figure 4. Fonctionnement au niveau synaptique	5
Figure 5. Sommation spatiotemporelle	6
Figure 6. modèle simplifié d'un neurone artificielle	7
Figure 7 .comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel	8
Figure 8. des neurones biologiques reliés entre eux	9
Figure 9. Un modèle consiste à classifier des images de chiffres manuscrits en 10 classes	9
Figure 10. l'architecture d'un perceptron simple	14
Figure 11. l'architecture d'un perceptron multicouche	14
Figure 12. Exemple réseau neuronaux convolutif	15
Figure 13. l'architecture d'un Réseau de Neurones récurrent	16

Figure 14. l'architecture d'un Réseau de Neurones à résonance	16
Figure 15. Architecture d'un Réseau de Neurones auto-organisés	17
Figure 16. Le perceptron de Rosenblatt est le réseau connexionniste le plus simple	19
Figure 17. Le perceptron pour C classes	20
Figure 18: Schéma du modèle de la rétro-propagation de l'erreur	22
Le tableau 1. Dates significatives dans l'histoire d'évolutions des réseaux de neurones Artificiels .	12

Chapitre 2

Figure 1 .Interactions avec l'atmosphère	30
Figure 2. Agrandir l'image	32
Figure 3. Schématisation des oscillations du nuage électronique soumis à une radiation incidente	33
Figure 4. Répartition angulaire de la puissance rayonnée par un dipôle	34
Figure 5. L'atmosphère étant transparente au rayonnement visible, l'absorption dans le visible n'est pas représentée sur l'animation	35
Figure 6. 2 modes d'étirement (stretching), unsymétrique (A) et un asymétrique (B)	37
Figure 7. Un mode dégénéré de flexion (bending)	37
Figure 8. Le spectre d'absorption du CO ₂	38
Figure 9. Spectre en longueurs d'onde de la lumière émise par le système Terre-atmosphère vers l'espace	39
Figure 10. l'absorption des radiations terrestres	40
Figure 11. Corrélation entre température et concentration atmosphérique en gaz carbonique	40
Figure 12. Évolution millénaire de la concentration atmosphérique en CO ₂	41
Figure 13. Image METEOSAT, canal vapeur d'eau	43
Figure 14. Température du soleil	44

Le tableau 1. ci-dessous résume les formules permettant de convertir une température entre les différentes échelles. 47

Chapitre 3

Figure 1. Matlab command Windows	53
Figure 2. Page de nntool	53
Figure 3. le réseau en cliquant	54
Figure 4. Préparation <i>Train Network</i>	54
Figure 5. Réseaux de neurones <i>Training (nntraintool)</i>	55
Figure 6. <i>Regresion</i>	55
Figure 7. <i>Performonce</i>	56
Figure 8. <i>Trining state</i>	56
Figure 9. le jour 1/1/2016 N=5 C=3	57
Figure 10. le jour 6/1/2016 N=10 C=3	57
Figure 11. le jour 31/1/2016 N=20 C=3	58

Introduction

Le moyen le plus important de générer de l'énergie propre consiste à utiliser des panneaux solaires, et les panneaux solaires ont besoin d'une quantité appropriée de rayonnement pour produire une quantité d'énergie, et dans notre étude, nous essayons d'aider dans ce domaine en traitant les changements de rayonnement en fonction des changements de température. dans notre région en utilisant la technologie de réseau neuronal (RN).

L'exploration de bases de données est une technologie moderne qui vise à extraire les informations qu'elles contiennent. Concentrez-vous sur les informations les plus importantes dans les bases de données. Les techniques de prospection se concentrent sur la construction de prévisions futures telles que les températures et le rayonnement solaire naturel en climatologie et météo et sur l'exploration des comportements et des tendances, permettant d'estimer et de prendre les bonnes décisions au bon moment. Les techniques de fouille répondent à de nombreuses questions, et en un temps record, notamment celles auxquelles il était difficile, voire impossible, de répondre. L'utilisation de méthodes statistiques classiques, qui, si nécessaire, nécessitent du temps et de nombreuses procédures analytiques.

Les réseaux de neurones sont l'une des techniques les plus importantes pour l'exploration de données, en raison des résultats précis obtenus à l'aide de ces algorithmes et de leur applicabilité à la résolution de nombreux problèmes de toutes sortes. N'utilisez pas cela, cela fonctionne de la même manière que le cerveau fonctionne pour transmettre et traiter des informations, tirer des conclusions, détecter des modèles et faire des prédictions, et avec cela, nous pouvons appliquer une partie de ce que fait le cerveau. La norme s'applique, bien que les scientifiques en découvrent davantage aujourd'hui et que nous ne connaissions pas tous les détails du fonctionnement du cerveau humain.

L'Intelligence Artificielle, branche de l'Informatique fondamentale s'est développée avec pour objectif la simulation des comportements du cerveau humain. Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'ère informatique. C'est en 1943 que Mc Culloch (neuro- physiologiste) et Pitts (logicien) ont proposé les premières notions de neurone formel. Ce concept fut ensuite mis en réseau avec une couche d'entrée et une sortie par Rosenblatt en 1959 pour simuler le fonctionnement rétinien et tacher de reconnaître des formes. C'est

l'origine du perceptron. Cette approche dite connexionniste a atteint ses limites technologiques, compte tenu de la puissance de calcul de l'époque, mais aussi théoriques au début des années 70.

L'approche connexionniste à connaissance répartie a alors été supplantée par une approche symbolique qui promouvait les systèmes experts à connaissance localisée dont l'objectif était d'automatiser le principe de l'expertise humaine en associant trois concepts :

- une base de connaissance dans laquelle sont regroupées les connaissances d'experts humains sous forme de propositions logiques élémentaires ou plus élaborées en utilisant des quantificateurs (logique du premier ordre).
- une base de faits contenant les observations du cas à traiter comme, par exemple, des résultats d'exams, d'analyses de sang, de salive pour des applications biomédicales de choix d'un antibiotique,
- un moteur d'inférence chargé d'appliquer les règles expertes sur la base de faits afin d'en déduire de nouveaux faits jusqu'à la réalisation d'un objectif comme le choix du traitement d'une infection bactérienne.

Face aux difficultés rencontrées lors de la modélisation des connaissances d'un expert humain, au volume considérable des bases qui en découlaient et au caractère exponentiel de la complexité des algorithmes d'inférence mis en jeu, cette approche s'est éteinte avec les années 80. Il a été montré que les systèmes basés sur le calcul des prédicats du premier ordre conduisaient à des problèmes NP complets.

L'essor technologique et quelques avancées théoriques :

- estimation du gradient par rétro-propagation de l'erreur (Hopkins, 1982),
- analogie de la phase d'apprentissage avec les modèles markoviens de systèmes de particules de la mécanique statistique (verres de spin) par (Hopfield, 1982),

au début des années 80 ont permis de relancer l'approche connexionniste. Celle-ci a connu au début des années 90 un développement considérable si l'on considère le nombre de publications et de congrès qui lui ont été consacrés mais aussi les domaines d'applications très divers où elle apparaît. La motivation initiale de simulation du cortex cérébral a été rapidement abandonnée alors que les méthodes qui en découlaient ont trouvé leur propre intérêt de développement méthodologique et leurs champs d'applications.

Remis en vogue depuis le milieu des années 90 au profit d'autres algorithmes d'apprentissage machine ou plutôt statistique : boosting, support vector machine..., les réseaux de neurones connaissent un regain d'intérêt et même un énorme battage médiatique sous l'appellation d'apprentissage profond (deep learning). La taille des bases de données, notamment celles d'images issues d'internet, associée à la puissance de calcul disponible, permettent d'estimer les millions de paramètres du perceptron accumulant des dizaines voire centaines de couches de neurones aux propriétés très spécifiques. Ce succès médiatique est la conséquence des résultats spectaculaires obtenus par ces réseaux en reconnaissance d'image, jeux de go, traitement du langage naturel.(1)

Comme nous avons expliqué la technique (RN) dans le premier chapitre et expliqué ses caractéristiques, et dans le deuxième chapitre nous avons discuté de l'étude des éléments utilisés dans cette étude, et dans le dernier chapitre nous avons utilisé cette technique dans le programme matlab, qui est facile à utiliser pour obtenir les résultats souhaités, cette technique est-elle facile à utiliser, et est-elle précise Et peu d'erreurs, et quels sont les facteurs affectant ses résultats , Et avons-nous atteint l'utilisation optimale des ressources énergétiques propres, en fonction des changements de température .

Chapitre I : Réseaux de neurones artificiels

Chapitre 1 : Réseaux de neurones artificielles

Introduction

Le comportement du cerveau chez les mammifères a toujours ébloui les scientifiques par sa façon de traiter une diversité d'informations et sa tolérance aux erreurs. Les recherches effectuées dans le domaine physiologique ont promis de lever progressivement le voile sur ce mystère biologique et d'exposer le mécanisme principal neuro-physiologique en expliquant son comportement.

Cette découverte biologique a inspiré les technologues de modéliser et concevoir de systèmes artificiels à l'image de ces systèmes biologiques. Ces systèmes sont capables de résoudre des problèmes dont les approches algorithmiques sont trop complexes voire impossibles à résoudre compte tenu du nombre important de paramètres les caractérisant.

Plusieurs solutions d'émulation ont été proposées dans la littérature. De nos jours, il existe plusieurs axes dans ce domaine de recherche, parmi lesquels, on trouve le neuro-mimétisme et le connexionnisme.

Les modèles neuronaux bio-inspirés émulent le mode de circulation des informations du système nerveux central. Ces approches sont fréquemment utilisées pour des applications de la navigation robotique (2), et des applications bio-médicales.

Ce chapitre est essentiellement consacré à la présentation de ce modèle bioinspiré. Après quelques définitions et un petit historique sur ce domaine de recherche.

1 Le Neurone Biologique :

1.1 Structure :

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angstroms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit *une* dendrite) du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse (Figure 1). Selon le type du neurone, la longueur de l'axone peut varier de quelques microns à 1,50 mètres pour un moto-neurone. De même les dendrites mesurent de quelques microns à 1,50 mètres pour un neurone sensoriel de la moelle épinière. Le nombre de synapses par neurone varie aussi considérablement de plusieurs centaines à une dizaine de milliers.

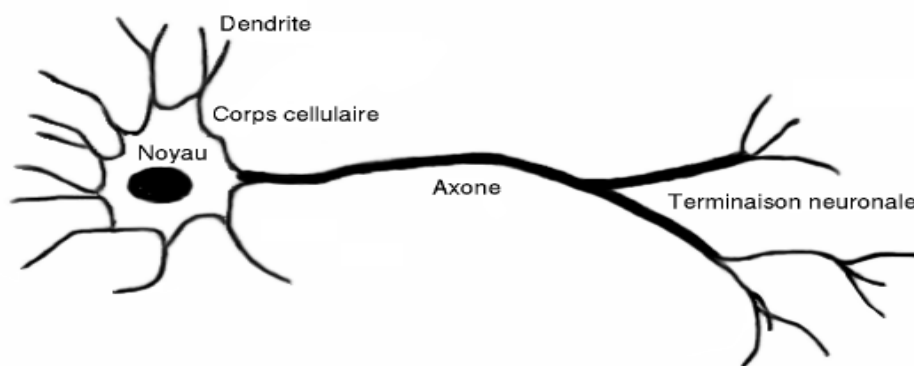


Figure 1. Schéma d'un neurone biologique.

1.2 Physiologie :

La physiologie du neurone est liée aux propriétés de la membrane nerveuse et au métabolisme de la cellule. La différence de potentiel mesurée entre le milieu intérieur de la

cellule et le milieu extérieur est de -60 mV. Pour maintenir une telle différence de potentiel, la cellule fait appel à des pompes ioniques (Na^+ , K^+ , ...). Cependant, une faible dépolarisation de la membrane entraîne une certaine perméabilité aux ions sodiums (Na^+), dont l'effet peut être catastrophique au niveau cellulaire. En effet, à partir d'une certaine valeur seuil de dépolarisation de la membrane, il y a rupture des équilibres ioniques et création d'un potentiel d'action (aussi nommé "spike" en anglais, Figure 2).(3)

Les ions, Na^+ en particulier, s'engouffrent en nombre dans la cellule (aidés en cela par l'ouverture des canaux Na^+ et une différence de potentiel très attirante de -60 mV). En une milliseconde, la différence de potentiel devient égale à +60 mV (Figure 3). En fait, à partir d'une valeur de potentiel nulle, l'équilibre ionique est établi et les ions ne devraient plus pénétrer dans la cellule. Cependant, l'effet d'entraînement est tel que cette valeur d'équilibre théorique est largement dépassée. Les différents canaux ioniques se referent alors, les pompes ioniques se remettent à fonctionner, rejetant à l'extérieur de la cellule les ions en excès. Là aussi, on constate un certain effet d'entraînement : le retour à la normale passe d'abord par une phase d'hyperpolarisation. Le potentiel de repos (-60 mV) est dépassé jusqu'à atteindre (-70 mV).

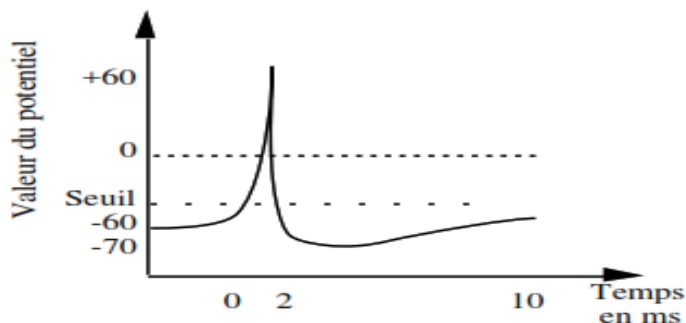


Figure 2. Un potentiel d'action

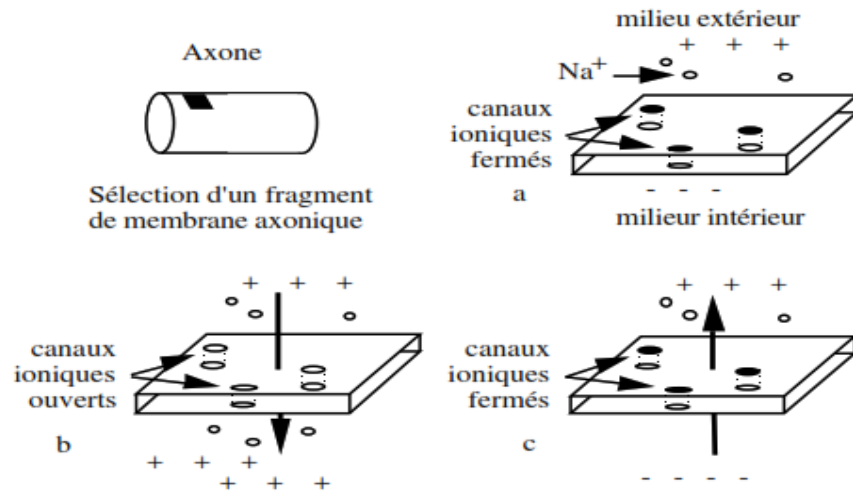


Figure 3. Passage d'un potentiel d'action au niveau de la membrane de l'axone.

- Equilibre ionique (au repos).
- Arrivée d'un potentiel d'action (dépolarisation).
- Après la dépolarisation: l'hyperpolarisation.

Toute cette série d'évènements cataclysmiques au niveau cellulaire n'aura duré que 5 à 10 millisecondes. Durant la phase d'hyperpolarisation, le neurone est très difficilement excitable. Ce qui s'explique par le fait que la différence de potentiel par rapport à la valeur seuil (S) est plus importante que celle au repos.

1.3 Création d'un potentiel d'action :

La dépolarisation initiale de la membrane axonique est créée par l'arrivée de potentiels d'action des neurones afférents sur les synapses dendritiques et somatiques. En fait, à l'arrivée d'un potentiel d'action sur une synapse, un neuromédiateur est libéré dans l'espace synaptique. Il va ouvrir des canaux ioniques sur la membrane post-synaptique, créant ainsi une dépolarisation (auss appelée potentiel évoqué) qui s'étend jusqu'à l'axone (Figure 4).

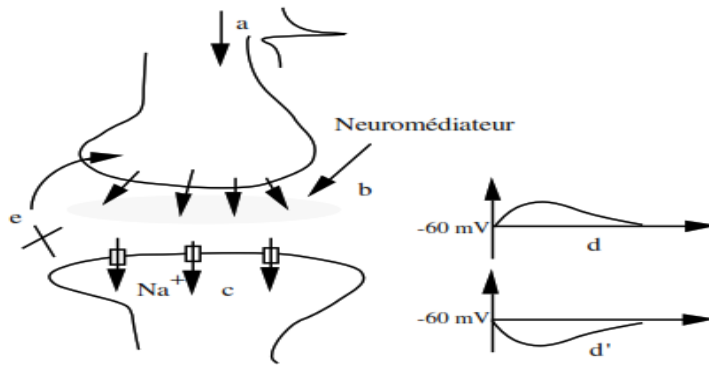


Figure 4. Fonctionnement au niveau synaptique

- a) Arrivée d'un potentiel d'action.
- b) Libération du neuromédiateur dans l'espace synaptique.
- c) Ouvertures des canaux ioniques dues au neuromédiateur.
- d) Génération d'un potentiel évoqué excitateur.
- d) Génération d'un potentiel évoqué inhibiteur. Les synapses inhibitrices empêchent la génération de potentiel d'action.
- e) Fermeture des canaux, élimination ou recapture du neuromédiateur.

Les dépolarisations unitaires sont sommées dans l'espace (toutes les synapses d'un neurone) et dans le temps (sur une période de quelques millisecondes) et génèrent, éventuellement, un potentiel d'action sur le neurone post-synaptique. Ainsi que le montre la figure 5, la génération d'un potentiel d'action est le fruit de nombreuses dépolarisations, l'action d'une seule synapse est pratiquement sans effet.

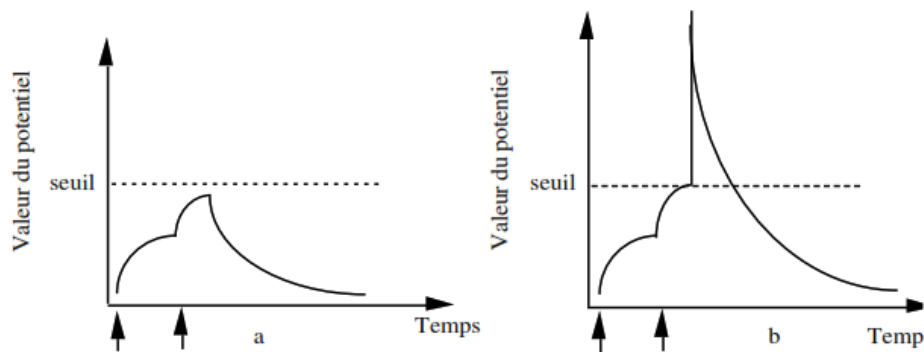


Figure 5. Sommaton spatio-temporelle:

addition des potentiels évoqués à la fois dans l'espace et dans le temps.

- a) 2 potentiels évoqués (repérés par les flèches) ne dépassent pas la valeur seuil.
- b) 2 potentiels évoqués qui dépassant la valeur seuil génèrent un potentiel d'action.

2. Neurone artificiel

2.1 Définition : Un neurone artificiel Figure 6. est un point de connexion dans un réseau neuronal artificiel. Les réseaux de neurones artificiels, comme le réseau de neurones biologiques du corps humain, ont une architecture en couches et chaque nœud de réseau (point de connexion) a la capacité de traiter l'entrée et de transmettre la sortie à d'autres nœuds du réseau. Dans les architectures artificielles et biologiques, les nœuds sont appelés neurones et les connexions sont caractérisées par des poids synaptiques, qui représentent la signification de la connexion. Au fur et à mesure que de nouvelles données sont reçues et traitées, les poids synaptiques changent et c'est ainsi que l'apprentissage se produit.(4)

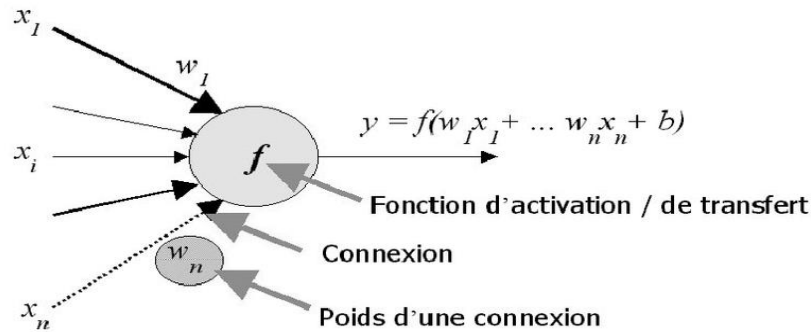


Figure 6. modèle simplifié d'un neurone artificielle

Les neurones artificiels sont modélisés d'après la disposition hiérarchique des neurones dans les systèmes sensoriels biologiques. Dans le système visuel, par exemple, l'entrée de lumière traverse les neurones dans les couches successives de la rétine avant d'être transmise aux neurones du thalamus du cerveau, puis aux neurones du cortex visuel du cerveau. Au fur et à mesure que les neurones transmettent des signaux à travers un nombre croissant de couches, le cerveau extrait progressivement plus d'informations jusqu'à ce qu'il soit convaincu qu'il peut identifier ce que la personne voit. En intelligence artificielle, ce processus de réglage fin est connu sous le nom d'apprentissage profond.

Dans les réseaux artificiels et biologiques, lorsque les neurones traitent l'entrée qu'ils reçoivent, ils décident si la sortie doit être transmise à la couche suivante en tant qu'entrée. La décision d'envoyer ou non des informations est appelée biais et elle est déterminée par une fonction d'activation intégrée au système. Par exemple, un neurone artificiel ne peut transmettre un signal de sortie à la couche suivante que si ses entrées (qui sont en fait des tensions) totalisent une valeur supérieure à une valeur de seuil particulière. Parce que les fonctions d'activation peuvent être linéaires ou non linéaires, les neurones auront souvent une large gamme de convergence et de divergence. La divergence est la capacité d'un neurone à communiquer avec de nombreux autres neurones du réseau et la convergence est la capacité d'un neurone à recevoir une entrée de nombreux autres neurones du réseau.

2.2 Le lien entre les neurones biologiques et neurones artificiels

Procédons à une comparaison simple des étapes principales de l'algorithme du perceptron avec les éléments constitutifs des neurones biologiques Figure 7. Ce choix d'algorithme se justifie car il se rapproche au mieux du fonctionnement des neurones biologiques et l'intérêt de l'algorithme du Perceptron vient d'une technique démontrée en 1989 par George Cybenko qui consiste à lier et empiler des couches de perceptron pour apporter une plus grande complexité. Un algorithme de ce type s'appelle Perceptron Multicouche (Multilayer Perceptron en anglais), souvent abrégé par l'acronyme MLP. Les éléments des neurones biologiques avec les éléments des neurones artificiels correspondants :

- dendrite : pondération de chaque élément en entrée w_i porte le nom de vecteur de poids (qui s'ajuste lors de l'entraînement) et x_i porte le nom de vecteur d'entrée.
- Corps cellulaire : application d'une fonction d'activation f à la somme des entrées pondérées
- Axone : sortie de notre modèle $output = f(\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i) = f(\langle w/x \rangle)$

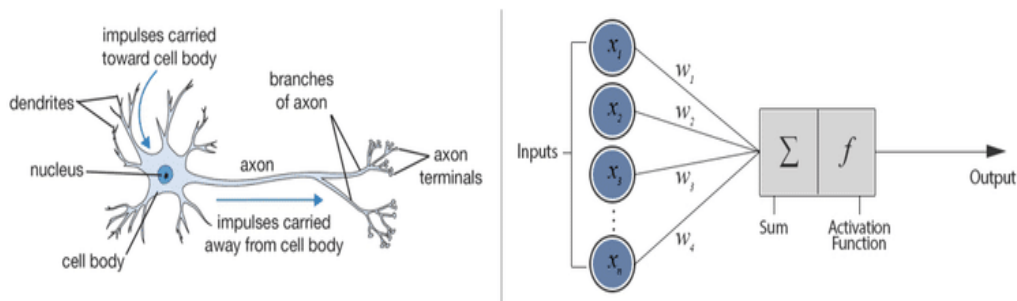


Figure 7 .comparaison entre neurone biologique et neuroneartificiel

L'algorithme de Perceptron simple n'est plus utilisé en pratique puisque d'autres algorithmes comme le (Support Vector Machine. En anglais) sont bien plus performants. De même, les neurones biologiques ne sont pas utilisés individuellement, ils sont généralement reliés à d'autres neurones. Figure 8.

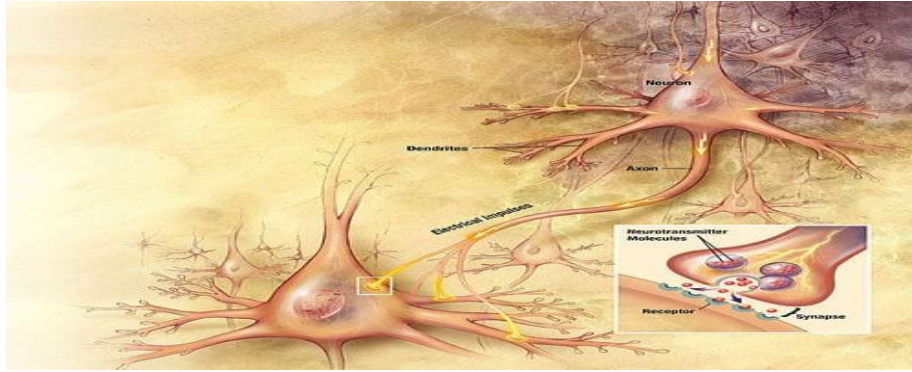


Figure 8. des neurones biologiques reliés entre eux

Dans la figure suivante Figure 9, le modèle consiste à classifier (en 10 classes) des images de chiffres manuscrits. Les carrés verts sont les entrées de notre modèle, les perceptrons sont représentés par des ronds gris et les liaisons sont représentées par les flèches.

En général, la dernière couche de notre modèle permet de mettre en forme le résultat souhaité. Ici, comme nous avons un problème de classification, nous recherchons alors à prédire la probabilité de chaque classe (chiffre 0, chiffre 1 ...). C'est pour cet raison que la dernière couche possède 10 neurones puisqu'il y a 10 classes, et une fonction d'activation « softmax » permettant de retourner une probabilité.

C'est beaucoup plus libre pour les autres couches de notre modèle, il est surtout très important que les fonctions d'activations des perceptrons soient non-linéaires pour complexifier son modèle. En pratique, les fonctions d'activations tanh ou ReLU sont les plus utilisées.

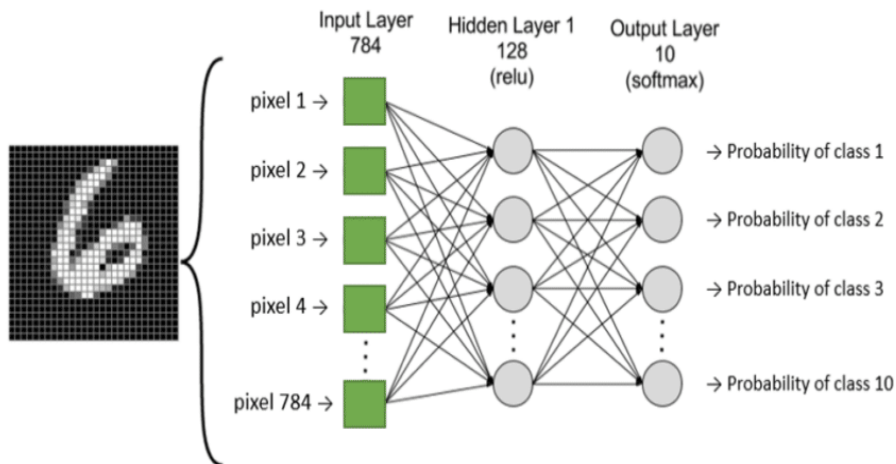


Figure 9. Un modèle consiste à classifier des images de chiffres manuscrits en 10 classes

3. Réseaux de neurones artificiels :

3.1 Définition :

Un réseau de neurones est un graphe orienté, constitué d'un ensemble d'unités, réalisant des traitements élémentaires, structurées sous forme de couches successives inter-connectées capables d'échanger des informations via des liens structurés.

Les réseaux de neurones artificiels inspirés du concept biologique n'étaient qu'une modélisation mathématique de ce graphe. Ils ont donc reproduit certaines caractéristiques d'analyse neuro-biologique (la capacité d'apprentissage, de mémoriser l'information et de traiter des informations incomplètes ou corrompues). Plusieurs modèles neuronaux ont été proposés depuis l'introduction de cette notion. Les modèles artificiels proposés de point de vue connexionniste se basent sur la structure et le comportement global du modèle biologique. D'où, le principe d'interconnexion et de parallélisme est toujours respecté sans tenir compte du principe de la structuration. A base de ce principe, les réseaux de neurones ont connu leur succès.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit en entrée. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un autre réseau.

3.2 Historique :

Avec l'apparition du principe de la cybernétique, l'objectif principal était de donner à la machine un certain niveau d'intelligence semblable à celle de l'être humain. L'histoire des réseaux de neurones artificiels a commencé il y a 75 ans. Le tableau 1 présente les dates significatives dans l'histoire de l'évolution des réseaux de neurones.

Avec des hauts et des bas, le vrai succès n'a vu le jour qu'il y a une trentaine d'années . Depuis, les réseaux de neurones artificiels se sont imposés comme l'une des meilleures approches d'analyse d'informations hétérogènes. Elle se présente aussi comme une solution aux problèmes dont la formalisation est complexe voire impossible. De ces faits, les réseaux de neurones artificiels sont utilisés fréquemment dans le domaine de la prévision, de la reconnaissance des formes et de la reconstruction et correction des données ainsi que dans le domaine de la robotique.

En 1943, McCulloch et Pitts ont proposé le premier modèle d'un neurone formel : un neurone au comportement binaire. Leur modèle a été inspiré du modèle de neurone biologique

présenté par James en 1890. Ce dernier avait introduit le concept de la mémoire associative. Ensuite, avec le modèle formel, McCulloch et Pitts ont démontré la possibilité de résoudre des problèmes logiques arithmétiques complexes à l'aide du concept des réseaux de neurone. L'idée suppose que le cerveau est équivalent à une machine de Turing. En 1949, le célèbre physiologiste américain Hebb a repris l'idée de James. A base de la théorie de Pavlov, il a présenté une règle d'apprentissage des réseaux de neurones. On parle de la règle de Hebb utilisée par plusieurs algorithmes neuronaux. L'idée s'appuie sur la modification des caractéristiques des connexions inter-neuronales (souvent appelées poids) au cours de la phase d'apprentissage.

Les premiers succès des réseaux de neurones artificiels apparurent en 1958, avec le célèbre modèle du Perceptron proposé par Rosenblatt. En s'inspirant du système visuel, il a réussi à développer un réseau de neurones artificiels à deux couches : une couche de perception (rétine) et une couche de la prise de décision. Vu les moyens technologiques de l'époque, c'était un exploit de faire fonctionner un système artificiel capable d'apprendre par l'expérience. Un deuxième exploit a vu le jour deux ans plus tard. Un automaticien nommé Widrow présente le modèle de l'ADaptativeLINearElement (ADALINE). Avec une structure semblable à celle du perceptron, ADALINE intègre une nouvelle fonction d'apprentissage connue de nos jours sous le nom de l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

Après un succès relatif, la publication de Minsky et Papert en 1969 entraîne un dés-intérêt pour ce domaine. L'étude qu'ils publient met en exergue les limites des Perceptrons à traiter des problèmes non linéaires. Cette critique a eu une grande influence sur le détournement des recherches (surtout sur le plan financier) principalement vers d'autres approches telles que les systèmes à base des règles. Pendant 13 ans les recherches dans le domaine des réseaux de neurones artificiels sont restées dans l'ombre. Mais certains chercheurs tels que Kohonen et Grossberg, poursuivaient leurs recherches déguisées sous le couvert de diverses appellations (traitement adaptatif du signal, reconnaissance de formes, modélisation en neurobiologie, etc. . .).

Le renouveau de la recherche sur les réseaux de neurones artificiels est arrivé en 1982. Le physicien Hopfield a présenté des études proposant une nouvelle théorie de fonctionnement permettant d'augmenter les possibilités de traitement avec les réseaux de neurones artificiels. Ce nouveau modèle à base d'apprentissage bouclé (encore utilisé aujourd'hui pour certains algorithmes neuronaux) a relancé l'intérêt sur les réseaux de neurones artificiels sans avoir pour autant levé le problème des limites exposées par Minsky et Papert. Dans la même année,

Kohonen propose sa carte auto organisatrice « SOM » comme l'une des meilleures approches de classification. D'autre part, en 1983 Fukushima et al. introduisent un nouveau modèle neuronal appelé Neocognitron utilisé pour la reconnaissance des caractères manuscrits.

La levée des limites du perceptron est obtenue avec la proposition de la machine de Boltzmann en 1983. En revanche, l'utilisation pratique de ce modèle est rendue difficile par des temps de convergence extrêmement longs. Entre 1985 et 1986, l'avancée significative apparaît avec la proposition de l'algorithme de rétro-propagation du gradient. Cette théorie a été développée de manière indépendante par trois groupes de chercheurs : Parker, Rumelhart et Le cun. L'algorithme proposé est aujourd'hui la base de la fonction d'apprentissage du célèbre Perceptron Multi-Couches (MLP) fréquemment utilisé depuis cette découverte. Et depuis les recherches ont été relancées de façon intensive.

Les réseaux de neurones connaîtront un grand essor au cours des années 90. Plusieurs modèles basés sur l'algorithme du perceptron et de celui de la rétro-propagation du gradient sont proposés. Des recherches s'intéressent aussi à la notion de réseaux de neurones évolutifs et dynamiques.(5)

TABLEAU 1.Dates significatives dans l'histoire d'évolutions des réseaux de neurones artificiels

Date	Auteurs	Evénement
1890	James	Présentation du concept de la mémoire associative - Loi de fonctionnement pour l'apprentissage.
1943	McCulloch et Pitts	Modélisation du neurone biologique en neurone formel.
1949	Hebb	Proposition de la règle de Hebb.
1957	Rosenblatt	Proposition du modèle du Perceptron - Premier neuro-composant.
1960	Widrow	Développement du modèle ADALINE inspiré du Perceptron.
1969	Minsky et Papert	Mise en avant des limites du Perceptron - Abandon des recherches.
1967-1981	Grossberg, Kohonen, etc...	Période de l'ombre - Poursuite déguisée des recherches.

1982	Hopfield	Relance des recherches avec la présentation du modèle de Hopfield - Théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones.
1983	Fukushima, Miyake et Ito	Proposition du modèle neuronal Neocognitron utilisé pour la reconnaissance des caractères manuscrits.
1985-1986	Parker, Rumelhart et LeCun	Développement des réseaux de neurones multicouches et proposition de l'algorithme de la rétro-propagation du gradient.

4. L'architecture d'un réseau neuronal :

Définition :

L'architecture est un concept très important qui joue un rôle déterminant dans la classification des RNA. Dans la littérature on utilise souvent le mot structure comme synonyme d'architecture. Chaque architecture a sa propre organisation qui est adapté à des applications bien spécifiques.

Un réseau de neurones peut prendre des formes différentes selon l'objet de la donnée qu'il traite et selon sa complexité et la méthode de traitement de la donnée.

Les architectures ont leurs forces et faiblesses et peuvent être combinées pour optimiser les résultats. Le choix de l'architecture s'avère ainsi crucial et il est déterminé principalement par l'objectif.

4.1. Les types des architectures de reseaux neuronaux:

4.1.1. Les réseaux de neurones feed-forwarded :

Feed-forwarded (propagation avant) signifie tout simplement que la donnée traverse le réseau d'entrée à la sortie sans retour en arrière de l'information. Typiquement, dans la famille des réseaux à propagation avant, on distingue les réseaux monocouches (perceptron simple) et les réseaux multicouches (perceptron multicouche).

Le perceptron simple est dit simple parce qu'il ne dispose que de deux couches ; la couche en entrée et la couche en sortie. Le réseau est déclenché par la réception d'une information en entrée. Le traitement de la donnée dans ce réseau se fait entre la couche d'entrée et la couche de sortie qui sont toutes reliées entre elles. Le réseau intégral ne dispose ainsi que

d'une matrice de poids. Le fait de disposer d'une seule matrice de poids limite le perceptron simple à un classificateur linéaire permettant de diviser l'ensemble d'informations obtenues en deux catégories distinguées.(6)

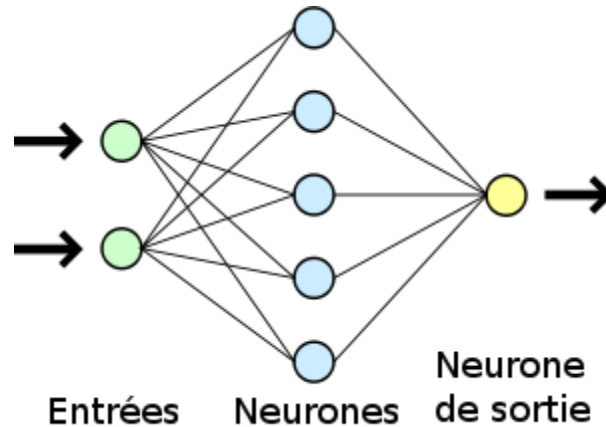


Figure10. l'architecture d'un perceptron simple.

Le perceptron multicouche se structure de la même façon. L'information entre par une couche d'entrée et sort par une couche de sortie. À la différence du perceptron simple, le perceptron multicouche dispose entre la couche en entrée et la couche en sortie une ou plusieurs couches dites « cachées ». Le nombre de couches correspond aux nombres de matrices de poids dont disposent le réseau. Un perceptron multicouche est donc mieux adapté pour traiter les types de fonctions non-linéaires.

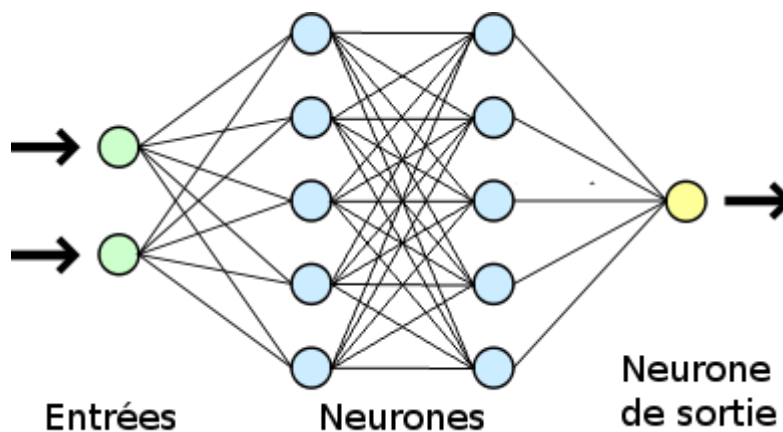


Figure11. l'architecture d'un perceptron multicouche.

Pour le traitement d'informations complexes et très variées, il est envisageable de créer plusieurs réseaux de neurones distincts dédiés à traiter chacun une partie de l'information. Ces réseaux de neurones sont appelés des réseaux neuronaux convolutifs (Convolutional Neural Networks). Ces réseaux peuvent être imaginés comme une compilation d'un segment d'informations pour au final traiter l'ensemble de l'information (par exemple le traitement d'image, de vidéos, de textes).

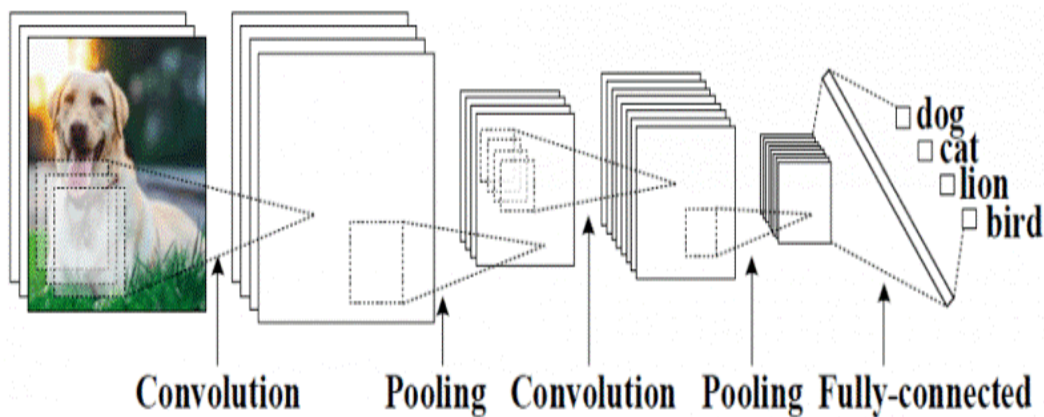


Figure12. Exemple réseau neuronaux convolutif (la détection de nom d'un animal (chien) dans une photo).

4.1.2. Les réseaux de neurones récurrents :

Les Réseaux de Neurones récurrents traitent l'information en cycle. Ces cycles permettent au réseau de traiter l'information plusieurs fois en la renvoyant à chaque fois au sein du réseau.

La force des Réseaux de neurones récurrents réside dans leur capacité de prendre en compte des informations contextuelles suite à la récurrence du traitement de la même information. Cette dynamique auto-entretient le réseau.

Les Réseaux de neurones récurrents se composent d'une ou plusieurs couches. Le modèle de Hopfield (réseau temporel) est le réseau de neurones récurrent d'une seule couche le plus connu.

Les Réseaux de neurones récurrents à couches multiples revendiquent quant à eux la particularité de posséder des couples (entrée/sortie) comme les perceptrons entre lesquels la donnée véhicule à la fois en propagation en avant et en rétro propagation.

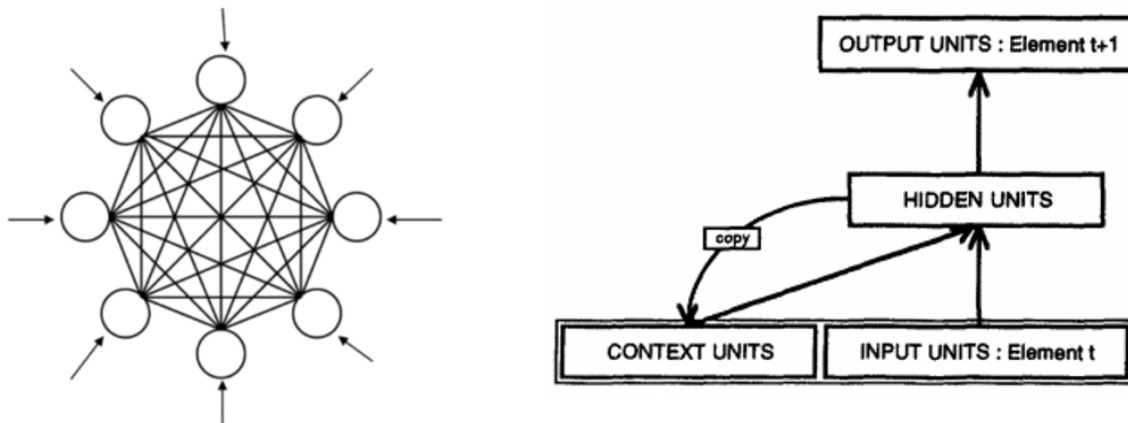


Figure13. l'architecture d'un Réseau de Neurones récurrent.

4.1.3. Les réseaux de neurones à résonance :

L'appellation du réseau neuronal fait encore une fois référence à son fonctionnement. En effet, au sein des réseaux de neurones à résonance, l'activation de tous les neurones est renvoyée à tous les autres neurones au sein du système. Ce renvoi provoque des oscillations, d'où la raison du terme résonance.

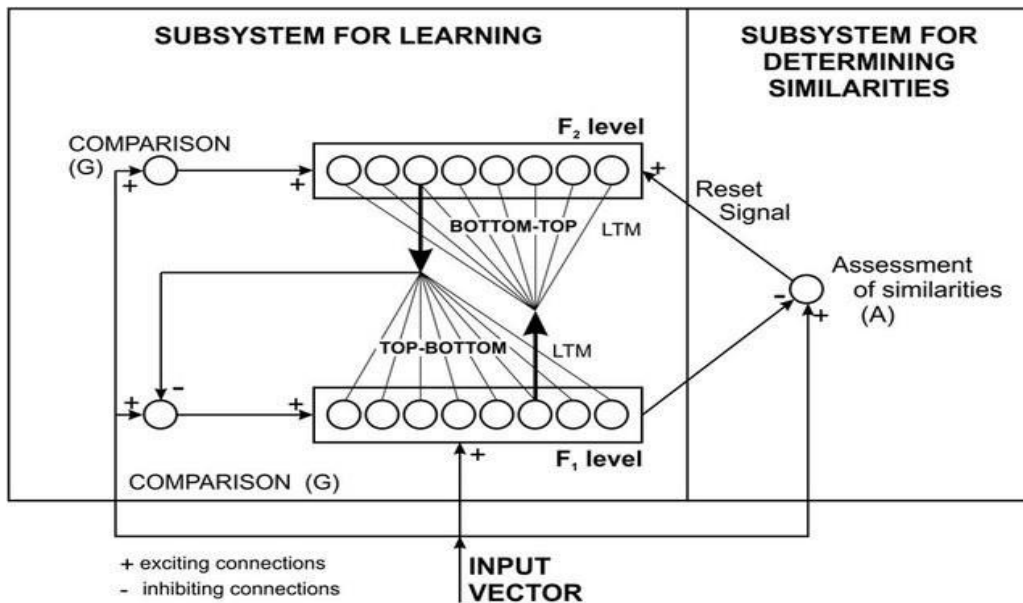


Figure14. l'architecture d'un Réseau de Neurones à résonance.

Il va sans dire que ces réseaux de neurones peuvent prendre différentes formes avec des degrés de complexité plutôt élevés. Pour aller plus loin, je vous invite à vous intéresser à la Mémoire Associative Bidirectionnel qui permet d'associer deux informations de natures différentes ou encore le modèle ART (Adaptative Resonance Theory) qui fait interagir une information contextuelle avec la connaissance que l'on a déjà pour identifier ou reconnaître des objets.

4.1.4. Les réseaux de neurones auto-organisés :

Les Réseaux de neurones auto-organisés sont surtout adaptés pour le traitement de d'informations spatiales. Par des méthodes d'apprentissage non-supervisé, les réseaux neuronaux auto-organisés sont capables d'étudier la répartition de données dans des grands espaces comme par exemple pour des problématiques de clusterisation ou de classifications.

Le modèle le plus connu de ce type de réseaux de neurones est sans doute la carte auto-organisatrice de Kohonen (Figure15).

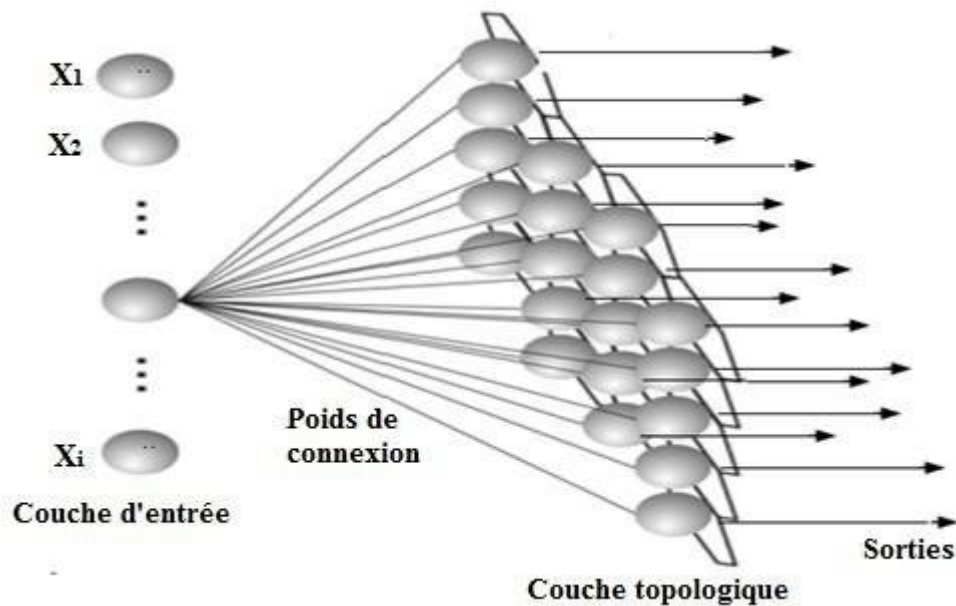


Figure15. Architecture d'un Réseau de Neurones auto-organisés (la carte auto-organisatrice de Kohonen)

5.L'apprentissage des réseaux de neurones :

5.1.Définition :

L'apprentissage, pour les réseaux de neurones formels, consiste à calculer les paramètres de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possible des sorties « désirées », qui peuvent être le code de la classe à laquelle appartient la forme que l'on veut classer, la valeur de la fonction que l'on veut approcher ou celle de la sortie du processus que l'on veut modéliser, ou encore la sortie souhaitée du processus à commander. Les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones formels sont des algorithmes d'optimisation. La sortie du réseau de neurones s'adapte de mieux en mieux aux données au fur et à mesure que l'apprentissage se déroule. Mais l'erreur commise par le réseau de neurones en fin d'apprentissage n'est pas nulle. En effet, on ne cherche ni à faire passer la courbe par tous les points de mesures ni à reproduire le bruit de mesure car on cherche au contraire à faire en sorte que l'erreur commise dans l'approximation effectuée par le réseau de neurones soit de l'ordre de grandeur du bruit qui affecte les mesures.

5.2.Le protocole d'apprentissage :

Dans le cas des réseaux connexionnistes, les données d'apprentissage sont en général présentées séquentiellement ; l'apprentissage est donc incrémental. Chaque étape emploie une donnée pour modifier les poids des connexions. La suite des données utilisées peut être construite par un tirage aléatoire avec remise dans l'ensemble des exemples ou par plusieurs passages successifs de la totalité de cet ensemble. Au total, le nombre de données utilisées pour l'apprentissage est en général bien supérieur au nombre d'exemples : chacun est utilisé en moyenne ou exactement un grand nombre de fois (couramment une centaine de fois).

5.3.L'algorithme d'apprentissage :

La caractéristique la plus intéressante d'un réseau de neurones artificiels est sa capacité d'apprendre, c'est-à-dire de modifier les poids de ses connexions en fonction des données d'apprentissage, de telle sorte qu'après un certain temps d'entraînement il ait acquis une faculté de généralisation.

Pour procéder graduellement, nous allons d'abord décrire l'algorithme du perceptron, en le considérant comme un réseau connexionniste. Nous montrerons ensuite que cet

algorithme d'apprentissage peut être considéré comme un problème d'optimisation qui se résout par une méthode de gradient. Ce qui permettra de généraliser d'abord à un perceptron travaillant avec plus de deux classes, puis au réseau connexionniste multicouche.

5.3.1. L'algorithme du perceptron :

5.3.1.1. Le perceptron pour deux classes :

C'est un réseau connexionniste à couches, comportant une couche de neurones d'entrées, un neurone de sortie unique et pas de couche cachée. Les connexions sont donc établies directement entre la couche d'entrée et le neurone de sortie, ce qui se traduit dans le cas de deux classes par une décision par seuil sur une combinaison linéaire des valeurs d'entrée.

La Figure16. montre comment le perceptron peut être représenté comme un réseau connexionniste sans couche cachée, avec un seul neurone formel de sortie, une seule sortie, et la décision d'appartenance à une des deux classes est prise en comparant la valeur de sortie à un seuil. L'algorithme d'apprentissage se contente de modifier le vecteur des poids en lui ajoutant ou lui enlevant un vecteur proportionnel à l'entrée x , dans le cas où celle-ci conduit à une valeur du mauvais côté du seuil ; dans le cas contraire, il n'effectue aucune action.

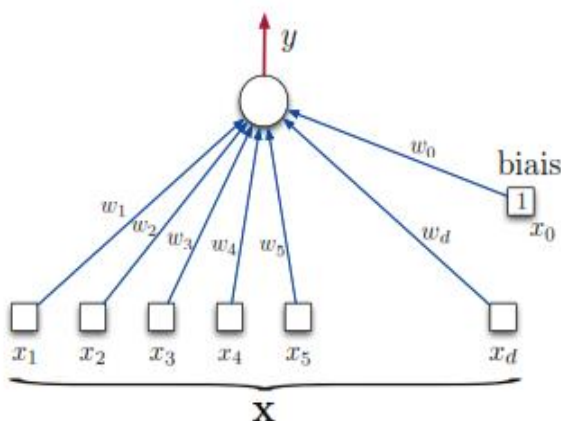


Figure16. Le perceptron de Rosenblatt est le réseau connexionniste le plus simple.

5.3.1.2. Le perceptron pour plus de deux classes :

La transformation précédente permet maintenant d'appliquer directement le même calcul à l'apprentissage d'une règle de classification pour un nombre quelconque C de classes. Il suffit, comme on l'a vu, de construire pour chaque donnée d'apprentissage un vecteur de sortie désirée u de dimension C valant 1 sur la coordonnée correspondant à la classe et 0 partout ailleurs (Figure17).

En notant $w(i, j)$ le poids de la connexion menant de l'entrée d'indice i à la sortie d'indice j, on peut calculer pour une entrée x donnée chaque sortie par :

$$y_j = \sigma_j = w(0, j) + \sum_{i=1}^{i=d} w(i, j) x_i \quad (1.1)$$

Idéalement, un perceptron ayant parfaitement appris les données d'apprentissage devrait fournir pour chacune d'elles une sortie $y = \sigma$ égale à la sortie désirée u.

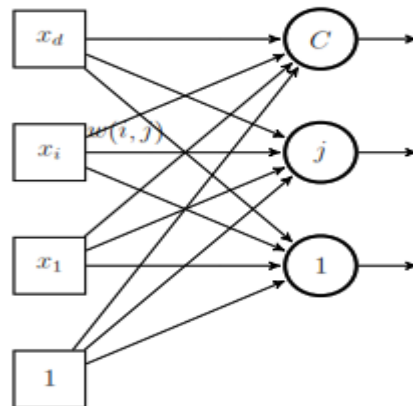


Figure17: Le perceptron pour C classes.

5.3.1.3.Plus de deux classes et une sigmoïde en sortie :

Dans ce paragraphe, nous continuons à progresser en supposant que la sortie σ_j est transformée en $y_j = g(\sigma_j)$, où f est la fonction sigmoïde de paramètre $\lambda = 1$ (voir la fig.13) :

$$y_j = g(\sigma_j) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma_j}} \quad (1.2)$$

On a alors :

$$\frac{\partial}{\partial w(i,j)} \left(\frac{1}{2} (uj - yj)^2 \right) = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial}{\partial yj} (uj - yj)^2 \right) \cdot \frac{\partial yj}{\partial \sigma j} \cdot \frac{\sigma j}{\partial w(i,j)} = (yj - uj) yj (1 - yj) xi \quad (1.3)$$

D'où :

$$\Delta ij = \alpha (uj - yj) yj (1 - yj) xi \quad (1.4)$$

En effet, comme indiqué dans l'annexe 9, la fonction f répond à l'équation différentielle :

$$g' = g(1 - g) \quad (1.5)$$

5.3.2. L'apprentissage par rétropropagation du gradient de l'erreur :

C'est seulement en 1986 que la généralisation de la règle delta aux réseaux à couches cachées a été formulée. Cette généralisation, la règle de la rétropropagation du gradient de l'erreur, consiste à propager l'erreur obtenue à une unité de sortie d'un réseau à couches comportant une ou plusieurs couches cachées à travers le réseau par descente du gradient dans le sens inverse de la propagation des activations. La figure 10.14 montre une illustration du principe.

Rappelons qu'un réseau à couches est composé d'un ensemble de neurones formels groupés en sous-ensembles distincts (les couches) de telle sorte qu'il n'y ait aucune connexion entre deux neurones d'une même couche.

À la fin de l'apprentissage, lorsque le réseau a appris à modéliser son environnement, le comportement souhaité du réseau est le suivant :

On présente un vecteur d'entrée au réseau, celui-ci propage vers la sortie les valeurs d'activation correspondantes (en utilisant une règle de propagation), afin de générer, par l'intermédiaire des neurones de sortie, un vecteur de sortie. Celui-ci devrait correspondre à la sortie désirée, telle qu'apprise lors de la phase d'apprentissage.

La généralisation de la règle delta aux réseaux multicouches utilise une méthode de descente du gradient, permettant de calculer la modification des poids des connexions entre les couches cachées. Afin de pouvoir calculer le gradient de l'erreur par rapport aux poids du réseau, la fonction de sortie d'un neurone doit être différentiable et non linéaire.

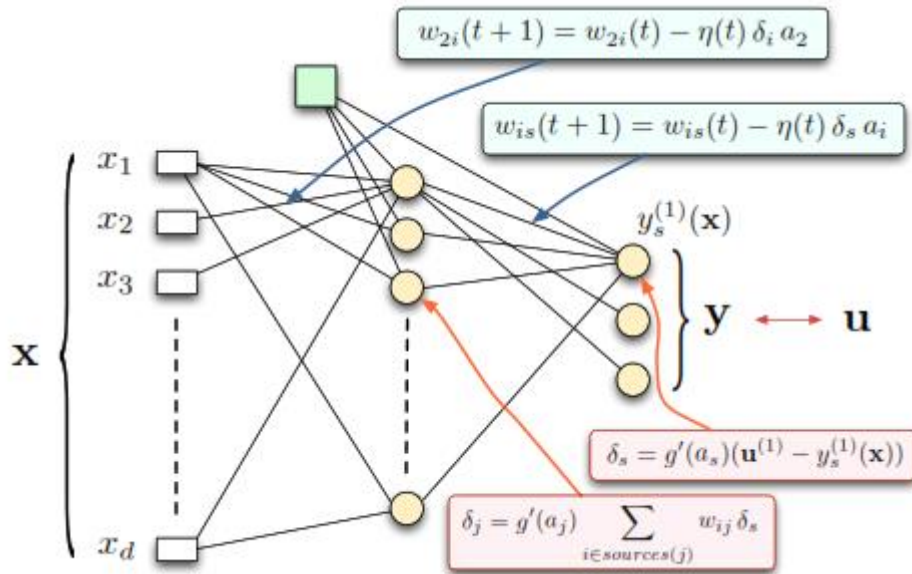


Figure 18: Schéma du modèle de la rétropropagation de l'erreur.

5.4. Les problèmes de surapprentissage et des minima locaux :

Il est difficile de trouver un critère général pour arrêter cet algorithme. Le problème est que le risque empirique tend à diminuer lentement et à ne jamais se stabiliser complètement, ce qui mène à un surapprentissage. La meilleure manière d'éviter ce phénomène est d'utiliser un ensemble de validation et comme tous les algorithmes d'optimisation basés sur la descente du gradient, l'algorithme de la rétropropagation est susceptible de s'arrêter aux minima locaux. Par conséquent, la solution trouvée sera fortement liée au choix des poids initiaux du réseau. Si les poids sont choisis près d'un minimum local sous-optimal, l'algorithme ne pourra pas trouver la solution désirée. Afin de contourner ce problème, on peut utiliser plusieurs techniques :

- Relancer l'apprentissage plusieurs fois en utilisant des poids initiaux différents, ce qui entraîne un temps de calcul plus élevé.
- Introduire du bruit dans la recherche pour pouvoir sortir des minima locaux.
- Utiliser les techniques avancées de descente de gradient : second ordre, gradient conjugué, etc. (7)

Conclusion :

Ce chapitre est consacré aux généralités sur les réseaux de neurones artificiels. nous avons présenté ce modèle de traitement des données en passant en revue son historique de développement. Et nous avons vu certains types des architectures et L'apprentissage de réseaux neuronaux .

Chapitre 2 :
les rayonnements et
la température

Chapitre 2 : les rayonnements et la température

1.Introduction :

Dans ce chapitre, nous essayons d'identifier les éléments que nous essayons d'étudier et de travailler, tels que le rayonnement émis par le soleil et la chaleur atmosphérique, et nous aborderons certaines des institutions qui aident à l'étude, le rayonnement du soleil est le « fournisseur » quasi-unique d'énergie naturelle de la Terre. Il a une influence primordiale sur de très nombreux phénomènes, naturels ou non, et différents aspects de la vie et de la société humaine. Le climat en est un exemple, mais il y en a quantités d'autres, comme la croissance des plantes, la santé humaine, la conception des bâtiments, la production d'énergie, ou bien le vieillissement des matériaux. Ce livre introduit les éléments fondamentaux du rayonnement solaire reçu au sol et les mécanismes physiques en jeu. La première partie décrit la course apparente du soleil dans le ciel vue par un observateur au sol. Le cycle solaire définit le temps : temps solaires moyens et vrais, universels et légaux, durée du jour. La deuxième partie montre comment le rayonnement solaire, incident au sommet de l'atmosphère, est atténué et modifié dans son trajet descendant vers le sol. La troisième partie traite des mesures et estimations, directes ou indirectes, du rayonnement solaire reçu au sol, que ce soit pour le rayonnement total ou le rayonnement dans un intervalle spectral comme l'ultraviolet (UV),(8) la lumière du jour, ou encore le rayonnement photo-synthétiquement actif. Ce livre a l'ambition d'aider les nombreux professionnels, ingénieurs, chercheurs, étudiants et autres praticiens, à mieux comprendre le rayonnement solaire ,et la température joue dans tous les phénomènes qui ont pour siège la haute et la moyenne atmosphère un rôle des plus importants, qu'elle les influence directement ou indirectement. C'est ainsi par exemple que récemment nous avons montré son importance primordiale dans la question de l'ozone atmosphérique, dont la variation annuelle et la variation avec la latitude s'expliquent aisément lorsque l'on fait intervenir le facteur température dans l'étude de l'équilibre photochimique entre l'oxygène et l'ozone. De même la pression à une altitude donnée dépend de la température et même de la variation de température entre le sol et l'altitude envisagée. Or cette pression est fort importante à connaître pour l'étude, par exemple, de l'ionosphère, car d'elle dépendent le nombre de chocs par seconde, les coefficients de recombinaison, etc. Mais nous n'avons malheureusement que peu de moyens de connaître la température à haute altitude; les phénomènes qui dépendent d'elle seule sont très rares. On obtient beaucoup plus facilement des renseignements sur la densité, qui dépend à la fois de la température

et de la composition de l'air; lorsque nous ne pouvons pas préciser cette composition, nous nous trouvons donc hors d'état de connaître la température. De nombreux auteurs cependant ne se sont point arrêtés à ces difficultés et ont publié des résultats qui ne paraissent plus satisfaisants. Nous nous sommes proposé de revoir ces valeurs à la lumière des récentes découvertes concernant les hautes régions de l'atmosphère.

2.1. Centre de Développement des Energies Renouvelables

2.1.1 Présentation :

L'EPST CDER



Le Centre de Développement des Énergies Renouvelables (CDER) est un Centre de Recherche, issu de la restructuration du Haut-Commissariat à la Recherche, créé le 22 mars 1988. C'est un Etablissement Public à caractère Scientifique et Technologique (EPST) chargé d'élaborer.

2.1.2. Missions

Réunir les éléments nécessaires à l'identification des projets de recherche à entreprendre ainsi que les données permettant leur programmation, leur exécution et leur évaluation ; Impulser et favoriser l'assimilation, la maîtrise, le progrès des sciences et techniques ainsi que l'innovation technologique.

Conseil Scientifique

Nouvelle composante du Conseil Scientifique de l'EPST CDER avec la nomination du Docteur Said DIAF Directeur du CDER

Ci-après la liste nominative des membres du Conseil Scientifique de l'EPST CDER (2018-2022) :
Président : Dr. HAMIDAT Abderrahmane ; Au titre des chercheurs du Centre : Dr. GUERRI Ouahiba ; Dr. MAHRANE Achour ; Dr. AZIZA Majda Amina Dr. TOUAFEK Khaled Dr. HADJ ARAB Amar .

Installation du Conseil Scientifique de l'EPST CDER 2018/2022

Le Conseil scientifique du Centre pour le développement des énergies renouvelables s'est réuni à sa session ordinaire le 31 juillet 2018 au siège du Centre à Alger. Cette réunion a abouti à l'élection d'un nouveau président du Conseil scientifique du CDER le Dr. Abderrahmane Hamidat .

2.1.3. Conseil d'Administration

Nouvelle composante du conseil d'Administration de l'EPST CDER avec la nomination du Docteur Said DIAF Directeur du CDER

M. BOUHICHA Mohamed, représentant du Ministre de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique, Président ; M. KAZED Hacene, représentant de la Direction Générale de la Recherche Scientifique et du Développement Technologique M. MESSAOUDI Abdellah, représentant du Ministre .

Installation du nouveau Conseil d'Administration

L'an deux mille quinze et le douze du mois de février à 9h30 s'est réunis en session ordinaire le Conseil d'Administration du Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER) au siège de l'EPST CDER à Bouzaréah sur convocation de son Président, à l'effet de délibérer sur l'ordre du jour suivant:

2.1.4. Domaines d'intervention

Montage de projets pilotes de Recherche et de Développement dans le domaine des Energies Renouvelables Certification, normalisation et standardisation des équipements de conversion des Energies Renouvelables Etudes de faisabilité en Energies Renouvelables Expertises et le consulting en Energies.

2.2. Historique

Depuis le projet de construction de l'Héliodyne entre 1952 et 1954, une entité située à Bouzaréah sur les hauteurs d'Alger, actuellement le "Centre de Développement des Energies Renouvelables", assure jusqu'à aujourd'hui la continuité des activités scientifiques dans le domaine des Energies Renouvelables.

2.3. Personnel :

2.3.1. Chercheurs permanents :

Division Bioénergie et Environnement

Majda Amina AZIZA (Directrice de Recherche), Directrice de division Structure de rattachement: Bioénergie et Environnement Domaines d'intérêt : Bioénergie, Agroalimentaire, Valorisation énergétique des déchets et de la biomasse (Algues, matières premières et dérivés de filières de transformation).

Division Energie Eolienne

Ouahiba GUERRI (Directrice de Recherche), Directrice de division Structure de rattachement : Division Energie Eolienne Domaines d'intérêt : Energies Renouvelables, Energie éolienne, Aérodynamique et CFD E-mail : o.guerri@cder.dz Saïd DIAF (Directeur de Recherche) .

Division Energie Solaire Photovoltaïque

DjohraSahebKoussa (Directrice de Recherche) (Chef de division) Structure de rattachement : Division Energie Solaire Photovoltaïque Domaines d'intérêt : Systèmes Eoliens et Hybrides, Production d'électricité et Commande-Contrôle électrique E-mail : d.saheb@cder.dz Linda HASSAINE (Directrice).

Division Hydrogène Renouvelable

Abdelhamid M'RAOUI Directeur de Division (Maitre de recherche B), Structure de rattachement : Division Hydrogène renouvelable Domaines d'intérêt : hydrogène, pile à combustible, simulations, optimisation, photovoltaïque E-mail : a.mraoui@cder.dz Rafika BOUDRIES (Directrice de Recherche).

Division Thermique et Thermodynamique Solaire et Géothermie

OualiSalima (Maître de Recherche B) (Directrice de Division), Structure de rattachement : Division Thermique et thermodynamique Solaire et Géothermie. Domaines D'intérêt : Efficacité énergétique dans le bâtiment, Systèmes solaires. Email : s.ouali@cder.dz Hamidat Abderrahmane Directeur .

Personnel de soutien technique

Division Bioénergie et Environnement

Division Energie Eolienne

Division Energie Solaire Photovoltaïque

Division Hydrogène Renouvelable

Division Thermique et Thermodynamique Solaire et Géothermie

Personnel de soutien administratif

Département des Nouvelles Technologies au Service des Energies Renouvelables

Service des Moyens Généraux

Service du Budget et de la Comptabilité

Service du Personnel et de la Formation

Département des Relations Extérieures et de Valorisation des Résultats de la Recherche

La Direction

Dr Amar HADJ ARAB Directeur adjoint : Dr Khaled IMESSAD Secrétaire Général : Président du Conseil Scientifique : Dr Abderrahmane HAMIDAT Division Energie Solaire Thermique et Géothermie : Directeur de Division : Dr Salima OUALI Division Energie Solaire Photovoltaïque .(9)

2.2.Présentation de SKTM :

SKTM.spa(ShariketKahrabawaTaketMoutadjadida), est une société de production d'électricité, dont le capital est souscrit entièrement par la holding Sonelgaz. Créée le 07 avril 2013, par scission de la société SPE.Spa, son siège social est basé à Ghardaia.

La société est née dans un contexte de prise de conscience généralisée des incertitudes énergétiques et de la nécessité de lutter contre le réchauffement climatique, un recours massif à l'énergie solaire sous toutes ses formes, directes (photovoltaïque, thermique) ou indirectes (éolien, biomasse) doit s'imposer comme une priorité, une évidence.

En plus des enjeux liés au réchauffement climatique, l'épuisement des ressources énergétiques traditionnelles, le pétrole, le gaz naturel entre autres, le recours aux énergies propres, n'est plus une question de choix mais beaucoup plus une question de devenir des nations. D'autant plus que l'Algérie jouit d'un potentiel solaire des plus importants de par le monde, et d'un potentiel éolien également non négligeable, ajoutés à l'étendue de son territoire, lui permettant d'implanter les ouvrages de production d'électricité par les procédés renouvelables sans encombre.

2.2.1. Pourquoi SKTM est créée ?

SKTM a été créée pour répondre à des enjeux stratégiques de l'heure. Il s'agit :

- Des spécificités qui caractérisent la gestion du parc de production Diesel des RIS (Réseaux Isolés du Sud).
- De satisfaire aux meilleures conditions de continuité et de qualité de service fourni aux populations des régions du sud du pays.
- De la volonté de concrétiser l'ambitieux programme national de développement des Energies Renouvelables, en mettant en valeur les potentialités énormes dont dispose notre pays, notamment l'étendue de son territoire et la durée d'ensoleillement.

2.1.2. SKTM a pour missions principales :

SKTM a pour missions principales l'exploitation des réseaux d'énergie électrique isolés du sud (production d'électricité en conventionnel) et des énergies renouvelables pour l'ensemble du territoire national.

Le développement des infrastructures électriques du parc de production des Réseaux Isolés du Sud, de l'Engineering, de la maintenance et de la gestion des centrales électriques relevant de son champ de compétence.

La commercialisation de l'énergie produite pour les filiales de distribution notamment après le déploiement des Energies Renouvelables sur les réseaux interconnectés.

2.2.3. Réalisations et perspectives :

SKTM a participé, dès sa création, aux côtés des autres filiales de métiers de base, avec un programme d'urgence visant à garantir un passage été 2013 sans incident majeurs, et assurer de la sorte une qualité et continuité de service irréprochable au profit des populations des régions du sud du pays.

Le passage été 2013 a été marqué par un apport en puissance additionnelle de 121,3 MW soit, 101MW en Turbines à gaz mobiles, 20,3 MW en groupes diesel et 22 MW de capacité récupérée grâce un plan de maintenance.

Ce programme a ramené la capacité totale des réseaux isolés du sud à 336 MW, alors que la puissance maximale appelée n'a pas dépassé les 208 MW, ce qui a permis d'assurer une période estivale sans délestage, dans les régions du sud du pays.

Cet effort est appelé à être maintenu pour couvrir la puissance maximale appelée pour l'été 2014, par l'apport en puissance additionnelle de l'ordre de 200,5 MW, en plus d'une réserve tampon. L'année 2014 sera marquée également par la réalisation de 23 centrales solaires photovoltaïques, implantées dans les hauts plateaux et les régions du sud du pays, la mise en service de la centrale expérimentale de Ghardaïa, de la ferme éolienne d'Adrar, ainsi que 10 stations de mesures météorologiques. (10)

3. Rayonnement :

Diffusion du rayonnement solaire : L'albédo planétaire qui est de 30% est majoritairement dû à l'atmosphère puisque seuls 4% de l'énergie solaire incidente est réfléchiée par la surface terrestre (soit une contribution d'un peu plus de 10% à l'albédo planétaire).

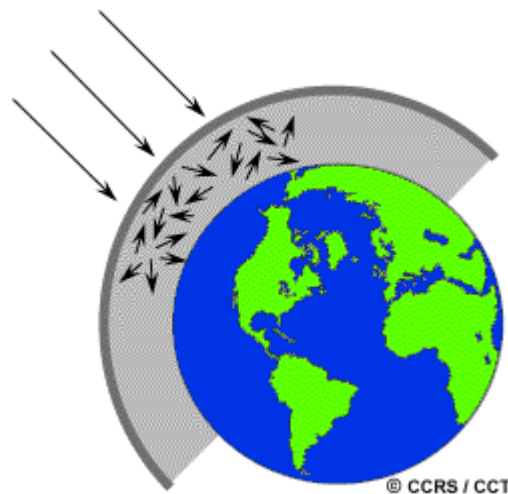


Figure1 .Interactions avec l'atmosphère

3.1. Définitions :

Littéraire. Action de rayonner, lumière rayonnante : Le rayonnement du feu. Influence exercée par quelqu'un, un pays, en raison de son prestige : Le rayonnement de la civilisation grecque. Littéraire. Éclat qui se répand sur le visage du fait du bonheur.

3.1.1. Physique : Transport d'énergie sous forme d'ondes ou de particules à partir d'une source ; ondes ou particules assurant un transport d'énergie dans un milieu.

3.1.2.Topographie :

Implantation ou détermination d'un point de levé à partir d'un point de station connu, par mesure du gisement de la direction et de la distance au point de station.

3.2.EXPRESSIONS :

3.2.1.Défense

Arme nucléaire à rayonnement renforcé,

Synonyme de bombe à neutrons.

3.2.2.Géophysique :

Rayonnement de la Terre, rayonnement émis par la Terre vers l'espace dans le domaine infrarouge, à des longueurs d'onde supérieures à 4 μm , avec un maximum vers 11 μm .

3.2.3.Physique :

Pression de rayonnement, pression exercée par un rayonnement électromagnétique sur une surface réfléchissante ou absorbante placée sur son trajet.Rayonnement corpusculaire, rayonnement considéré comme formé essentiellement par des particules.

Rayonnement électromagnétique, rayonnement caractérisé par des ondes électromagnétiques, ou éventuellement par des photons associés.Rayonnement optique, rayonnement électromagnétique comprenant les domaines de l'ultraviolet, du visible et de l'infrarouge.Rayonnement visible, rayonnement optique susceptible de produire directement une sensation visuelle.

3.2.4.Thermodynamique :

Rayonnement thermique, émission d'un rayonnement électromagnétique par un corps porté à une certaine température (11).

3.3.Rayonnement solaire avec l'atmosphère

On distingue différents types de diffusion selon la taille relative des cibles par rapport à la longueur d'onde de la radiation incidente. Comme nous le verrons dans la partie suivante, les radiations solaires situées dans l'Ultraviolet sont absorbées dans la haute atmosphère si bien que l'on considère principalement les radiations visibles.

La diffusion Rayleigh est la diffusion par les molécules. Taille de la cible : 10 nm (nanomètres, 10-9m). Sa contribution à l'albédo planétaire est de 20 %.

La diffusion par les particules les plus grosses (taille très grande devant la longueur d'onde), par exemple les gouttes nuageuses de quelques microns ou les cristaux de glace de quelques dizaines de microns, peut être expliquée par les lois de l'optique géométrique. La diffusion par les particules plus petites dont la taille est de l'ordre de la longueur d'onde est plus délicate à étudier. On parle de diffusion de Mie.

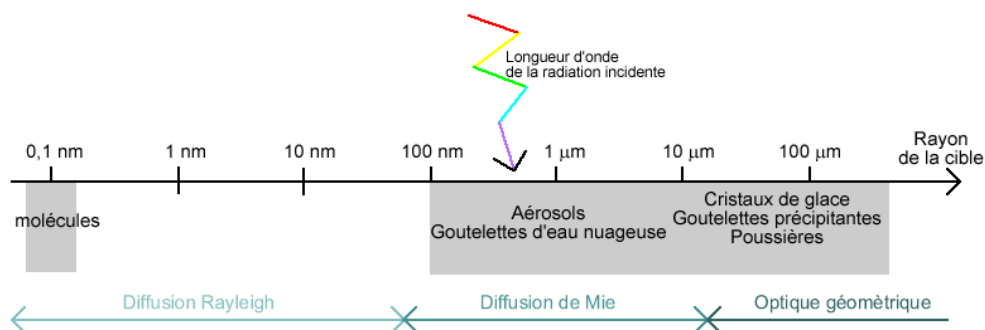


Figure 2. Agrandir l'image

3.3.1. La diffusion Rayleigh :

La diffusion Rayleigh désigne la diffusion de la lumière solaire (dans notre cas d'étude) par les atomes ou molécules de l'atmosphère. Étudions un modèle simple constitué par un atome d'hydrogène (1 noyau et un électron) soumis à une radiation électromagnétique de longueur d'onde visible (0,6 µm (micromètre, 10⁻⁶m) par exemple). En l'absence de radiation, le nuage électronique est centré sur le noyau. Mais en présence de radiation, le nuage électronique est déformé et son barycentre ne coïncide plus avec le noyau. Dans ces conditions, il y a apparition d'un dipôle électrique qui oscille proportionnellement à la distance noyau - barycentre des charges négatives.

Pour aller plus loin. La taille de l'atome est très faible devant la longueur d'onde de la radiation si bien que les variations spatiales du champ électromagnétique peuvent être négligées à l'échelle du nuage électronique. L'atome est alors soumis à la force magnétique et la force électrique. La première est négligeable devant la seconde. D'autre part, le noyau étant beaucoup plus lourd que l'électron, son déplacement est négligeable devant celui de l'électron. On peut donc dessiner le comportement du nuage électronique soumis à une radiation incidente :

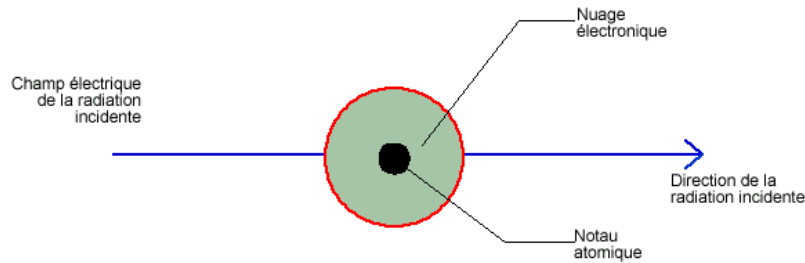


Figure 3. Schématisation des oscillations du nuage électronique soumis à une radiation incidente.

La distance noyau-barycentre du nuage électronique oscille au cours du temps à la même pulsation que celle de l'onde incidente.

En 1873, John William Strutt Lord Rayleigh (1842-1919) montra qu'un tel dipôle électrique oscillant émet ou plutôt "rayonne" un champ électromagnétique dont la puissance est donnée par la formule simplifiée suivante :

$$P = \frac{C^{ste}}{\lambda^4} \cos^2 \theta$$

θ : angle entre la direction incidente et le détecteur

λ : Longueur d'onde de la radiation incidente et de la radiation diffusée

Cette formule nous montre que :

- La puissance dépend fortement de la longueur d'onde incidente. Ainsi, le bleu est 16 fois plus diffusé que le rouge. On voit aussi que la diffusion de Rayleigh peut être négligée dans l'étude de la diffusion du rayonnement thermique émis par la Terre car ce dernier est situé dans l'infrarouge. La puissance diffusée est donc très faible.
- La puissance n'est pas émise avec la même puissance dans toutes les directions. Dans la direction du dipôle, la puissance est même nulle.

La figure suivante donne la répartition angulaire de la puissance rayonnée par un dipôle pour 2 longueurs d'onde : le bleu et le rouge. La figure présente une symétrie de révolution par rapport

à la direction du dipôle, si bien que la diffusion est de même intensité dans tout le plan perpendiculaire au dipôle.

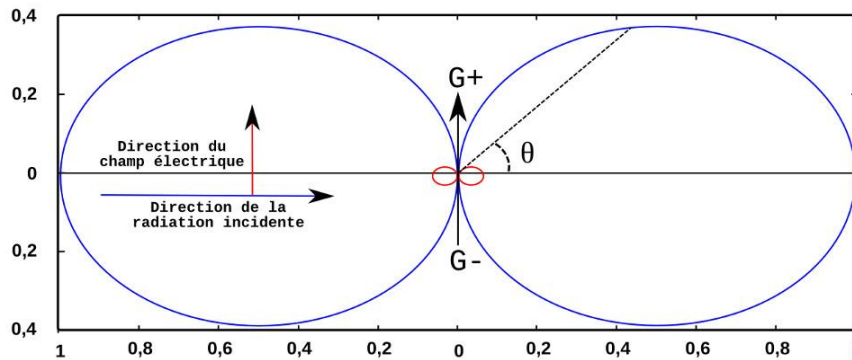


Figure 4. Répartition angulaire de la puissance rayonnée par un dipôle.

3.3.2. La diffusion de Mie :

La diffusion de Mie désigne la diffusion par des particules dont le rayon oscille entre 0.1 et 10 fois la longueur d'onde. Cette théorie est complexe et des résultats quantitatifs ne sont obtenus qu'avec des particules sphériques. On note que la puissance diffusée est maximale lorsque la longueur d'onde est proche du rayon de la particule. Enfin, contrairement à la théorie de Rayleigh, la puissance rétro-diffusée est plus grande que la puissance diffusée dans la direction de l'onde incidente.

3.3.3. La diffusion selon l'optique géométrique

Lorsque la taille des particules cibles est très grande devant la longueur d'onde, les lois de l'optique géométrique sont applicables. On étudie par exemple la diffusion à travers une goutte d'eau précipitant (menant par exemple à un arc en ciel) en appliquant les lois de Snells-Descartes au passage de dioptries sphériques séparant l'air et l'eau, deux milieux d'indices différents.

3.4. Absorption du rayonnement par les molécules atmosphériques :

3.4.1. Absorption moléculaire :

Au cours de leur pénétration dans l'atmosphère, les photons solaires entrent en collision avec les molécules atmosphériques et sont progressivement absorbés. L'absorption du rayonnement

par les molécules atmosphériques est intimement liée à leurs caractéristiques énergétiques. Une molécule possède des niveaux énergétiques discrets ou quantifiés associés à des états de rotation, de vibration ou de configuration électronique. Un photon peut être absorbé lorsque son énergie correspond à une transition entre le niveau fondamental et un de ces états excités. D'autre part, une molécule peut être dissociée par des photons dépassant l'énergie d'ionisation de la molécule. Il y a alors un continuum énergétique d'absorption au delà de l'énergie d'ionisation.

- Ainsi, on peut distinguer 4 types d'absorption suivant l'énergie du photon incident :
- Ultraviolet : les molécules sont dissociées. L'absorption n'est pas quantifiée.
- Visible : les molécules changent de configuration électronique. L'absorption est quantifiée.
- Infrarouge : les molécules vibrent. L'absorption est quantifiée.
- Micro-ondes : les molécules tournent. L'absorption est quantifiée.

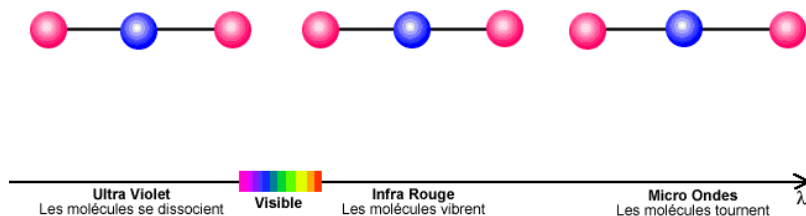


Figure 5. L'atmosphère étant transparente au rayonnement visible, l'absorption dans le visible n'est pas représentée sur l'animation.

3.4.2. Absorption dans l'ultra-violet (UV) :

L'absorption photonique suivie de la dissociation de la molécule se caractérise généralement par un spectre continu au-dessus d'une certaine énergie (ou en dessous d'une certaine longueur d'onde). Celle-ci correspond au seuil minimal pour dissocier la molécule. Si un

photon plus énergétique est absorbé, l'excédent énergétique est transformé en énergie cinétique de l'un des produits de la réaction photochimique. Les niveaux seuils de dissociation se situent dans l'Ultra-Violet pour les molécules atmosphériques.

Les réactions photochimiques mettant en jeu l'absorption dans l'UV se manifestent par une action thermique sur le milieu atmosphérique. En effet, les photo-dissociations sont en général suivies de réactions chimiques de recombinaison qui libèrent de l'énergie sous forme de chaleur. Ce processus est capital dans la stratosphère qui est chauffée par les réactions de recombinaison de l'ozone et de l'oxygène moléculaire.

Les radiations solaires dans le domaine de l'UV sont totalement absorbées :

- Dans la mésosphère pour les radiations UV les plus énergétiques (longueur d'onde inférieure à 170 nm) par N_2O et l'oxygène moléculaire.
- Dans la stratosphère pour les radiations UV les moins énergétiques par l'oxygène moléculaire et l'ozone.

La destruction de l'ozone stratosphérique diminue d'autant l'absorption des photons de longueur d'onde comprise entre 200 et 300 nm. Ces photons susceptibles d'arriver jusqu'à la surface terrestre représentent un danger pour la santé humaine.

3.4.3. Absorption dans l'infrarouge (IR) :

Les photons du domaine du visible ne sont pas absorbés par l'atmosphère (ou très légèrement par l'ozone) et sont donc uniquement diffusés (voir partie précédente). Dans le domaine de l'infrarouge, les photons émis par le Soleil deviennent moins nombreux que ceux émis par la Terre. Dans ce domaine l'absorption des photons est due à la transition depuis l'état fondamental vers un niveau de vibration de la molécule. Ces niveaux dépendent de la molécule considérée et sont discrets. Une même molécule peut donc avoir plusieurs bandes d'absorption correspondant à différents niveaux de vibration.

Exemple de la molécule de CO_2 .

La molécule de CO_2 possède 3 modes de vibrations différents.

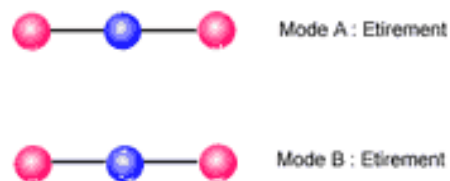


Figure 6. deux modes d'étirement (stretching), un symétrique (A) et un asymétrique (B)

Pour avoir déjà manipulé un ressort, on sent bien qu'il est moins coûteux en énergie de tordre la molécule que de l'étirer. C'est pourquoi la longueur d'onde des photons réalisant la transition entre l'état fondamental et l'état excité sera plus faible pour les modes d'étirement que de flexion. Cependant, le mode symétrique d'étirement n'induit pas de moment dipolaire électrique au sein de la molécule. En effet, les atomes d'oxygène (rouge) portent une légère charge négative alors que l'atome de carbone (bleu) porte une légère charge positive. Dans le mode symétrique, le barycentre des charges reste fixe, alors que dans les 2 autres modes, le barycentre oscille.

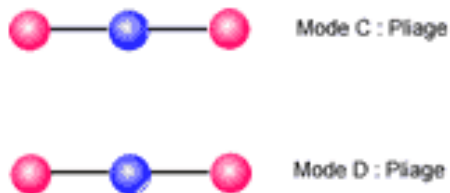


Figure 7. Un mode dégénéré de flexion (bending).

L'oscillation de ce moment dipolaire est une condition nécessaire à l'absorption d'un photon. Finalement, parmi les 3 modes de vibration, seuls les modes d'étirement asymétrique et de flexion sont associés à des bandes d'absorption. Sur un diagramme énergétique, on devrait trouver une bande d'absorption associée au mode d'étirement asymétrique et à une longueur d'onde plus élevée, une bande associée au mode dégénéré de flexion.

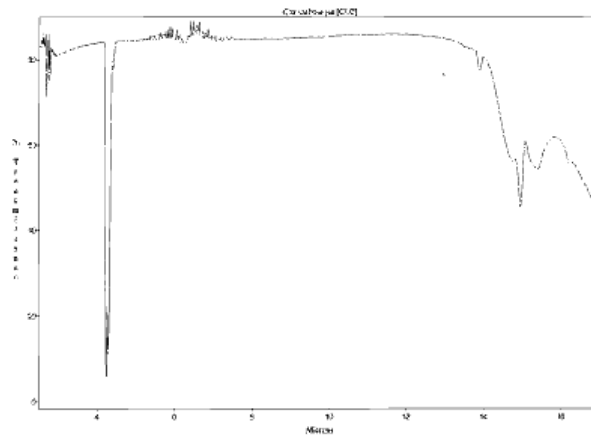


Figure 8. Le spectre d'absorption du CO₂. (12)

Le spectre d'absorption du CO₂ a été réalisé par Jacques Gentili du Laboratoire de Sciences de la Matière de l'École Normale Supérieure de Lyon. On retrouve bien les 2 bandes d'absorption théoriques à 4,2 μm (étirement asymétrique) et 15,0 μm (flexion). Pour interpréter le spectre, on retiendra que la transmittance est le complément à 100 % de l'absorption.

De nombreux autres gaz absorbent dans le domaine de l'IR. Il s'agit principalement de CO₂, H₂O (bandes à 2,5 et 6,5 μm), du méthane (CH₄), des CFC, de N₂O... Ces molécules sont appelées communément gaz à effet de serre car elles absorbent dans le domaine d'émission thermique de la Terre puis réémettent en se désexcitant un photon à la même longueur d'onde mais dont 1 sur 2 est dirigé vers la Terre et la réchauffe.. Les molécules diatomiques majoritaires telles que l'azote et l'oxygène moléculaires ne possèdent pas de moment dipolaire oscillant responsable de l'absorption dans l'IR. Elles ne sont pas des gaz à effet de serre.

3.4.4. Absorption du rayonnement infrarouge émis par la Terre :

En points-tillés sont représentées les courbes d'émission des Corps Noirs à différentes températures.

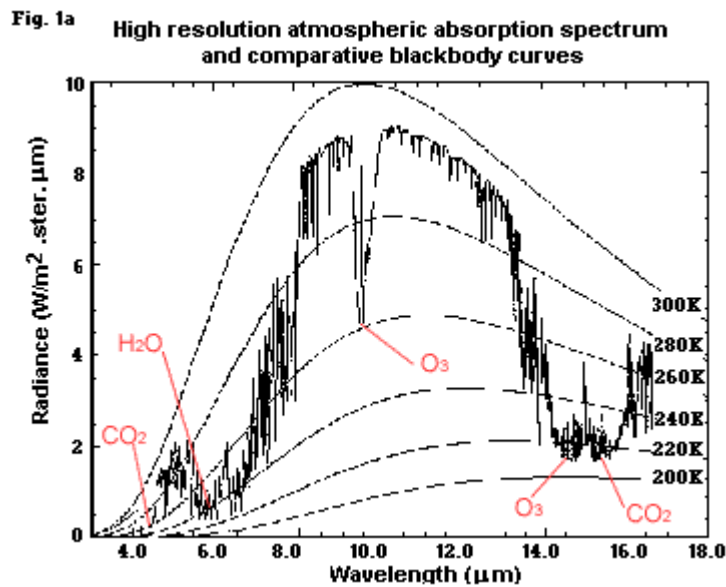


Figure 9. Spectre en longueurs d'onde de la lumière émise par le système Terre-atmosphère vers l'espace(12).

Le spectre n'est pas partout celui du Corps Noir à la température de la surface terrestre (entre 280K et 295K). On note en effet des baisse d'émission autour de longueurs d'ondes caractéristiques des bandes d'absorption-émission des principales molécules absorbantes de l'atmosphère :

- Vapeur d'eau : bande centrée à 6,25 μm.
- Ozone : 3 bandes : 9,0, 9,6 and 14,3 μm.
- Gaz carbonique : 4,3 et 15 μm.

Émission infrarouge par les molécules atmosphériques.

3.5.Effet de serre :

L'émission suivant l'absorption des radiations par les molécules des gaz à effet de serre se fait dans toutes les directions. Une partie du flux lumineux émis est donc dirigé vers la Terre au lieu de s'échapper vers l'espace. Ce flux descendant s'ajoute au flux solaire incident et permet à la température terrestre d'atteindre 15°C contre -18°C en absence d'atmosphère absorbante.

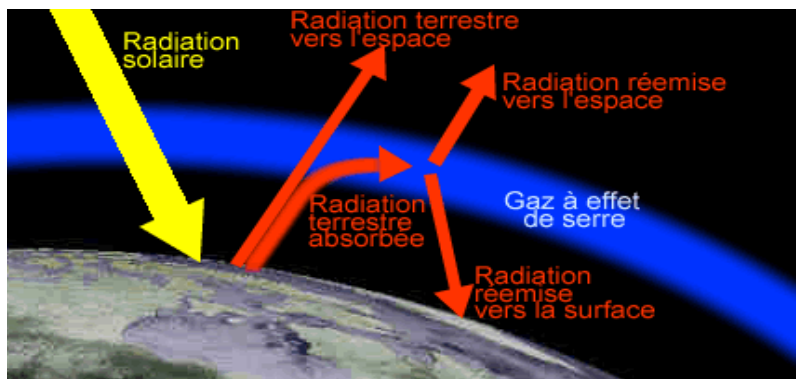


Figure 10. l'absorption des radiations terrestres.

3.5.1. Effet de serre et réchauffement climatique : Le gaz carbonique est l'un des principaux gaz à effet de serre et l'évolution de sa concentration influe sur la température de la surface terrestre.

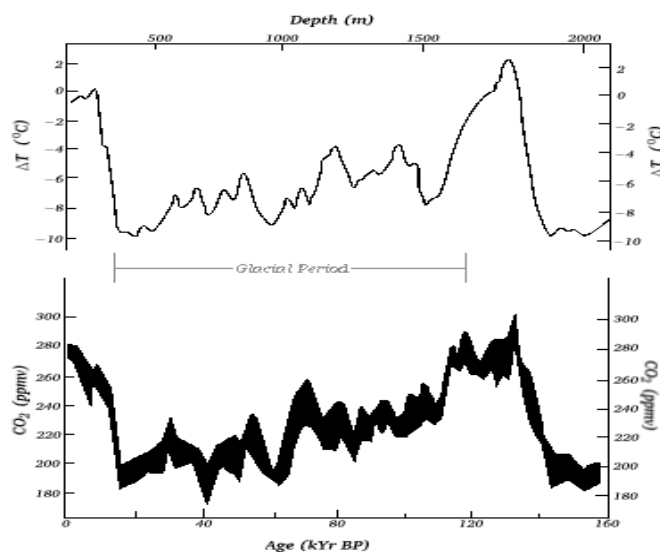


Figure 11. Corrélation entre température et concentration atmosphérique en gaz carbonique.(12)

Ces données sont obtenues par analyse des carottes de glace de Vostok, Antarctique.

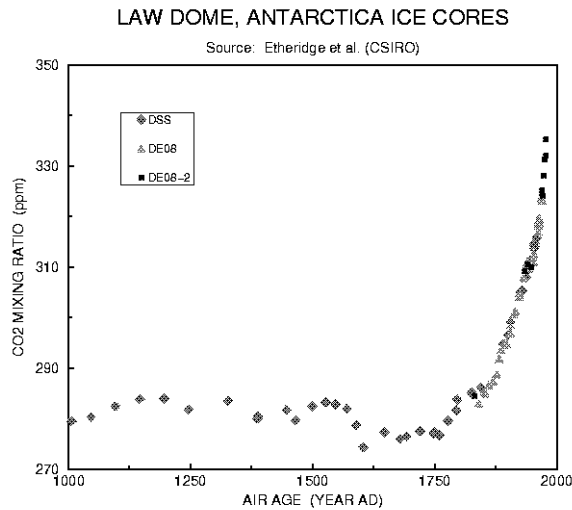


Figure 12. Évolution millénaire de la concentration atmosphérique en CO₂. (12)

Ces données sont obtenues par analyse des carottes de glace de Law Dome, Antarctique.

3.5.2. Observation depuis l'espace

Les molécules absorbantes émettent à leur tour un rayonnement électromagnétique à cette longueur d'onde dont l'amplitude est fixée par la courbe de Planck du Corps Noir à la température locale. Deux cas différents sont alors à distinguer suivant l'altitude des molécules :

- L'altitude est supérieure à 30 km : une couche n'est pas influencée par l'émission des couches supérieures ou inférieures. En première approximation, l'énergie émise est directement rayonnée vers l'espace. Ainsi l'émission stratosphérique du CO₂ et de l'ozone est maximale là où la température est maximale soit à la stratopause. La stratosphère se refroidit donc au même endroit qu'elle se réchauffe.
- l'altitude est inférieure à 30 km : les couches supérieures absorbent les radiations montantes émises par les couches inférieures. L'émission vers l'espace est effectuée par les molécules les plus élevées.

Ce dernier point est particulièrement observable avec la vapeur d'eau : si la haute troposphère est sèche, l'émission vers l'espace à 6,25 μm est effectuée par les molécules de vapeur des basses

couches. Ces basses couches étant chaudes, l'émission sera forte. Au contraire, si la haute troposphère est humide, l'émission vers l'espace à $6,25 \mu\text{m}$ provient des couches froides et elle sera faible.

Application : imagerie satellitale dans le canal IR vapeur d'eau

L'émission à $6,25 \mu\text{m}$ par les couches humides les plus hautes est exploitée par l'imagerie satellitale sur le canal vapeur d'eau. Ce canal est centré cette bande d'absorption. Le radiomètre du satellite est sensible au flux lumineux émis à cette longueur d'onde. L'électronique du satellite convertit ensuite les flux élevés en pixels sombres et les flux faibles en pixels clairs. On en déduit la classification suivante.

- Pixel clair \Leftrightarrow Température d'émission faible \Leftrightarrow Couche émettrice vers l'espace à haute altitude \Leftrightarrow Haute troposphère humide.
- Pixel sombre \Leftrightarrow Température d'émission élevée \Leftrightarrow Couche émettrice vers l'espace à basse altitude \Leftrightarrow Haute troposphère sèche.
- L'humidité de la haute troposphère est induite par les mouvements atmosphériques verticaux.
- Pixel clair \Leftrightarrow Haute troposphère humide \Leftrightarrow ascendances (convection).
- Pixel sombre \Leftrightarrow Haute troposphère sèche \Leftrightarrow subsidences.

Ainsi une image satellitale canal vapeur d'eau permet de visualiser les mouvements verticaux atmosphériques.

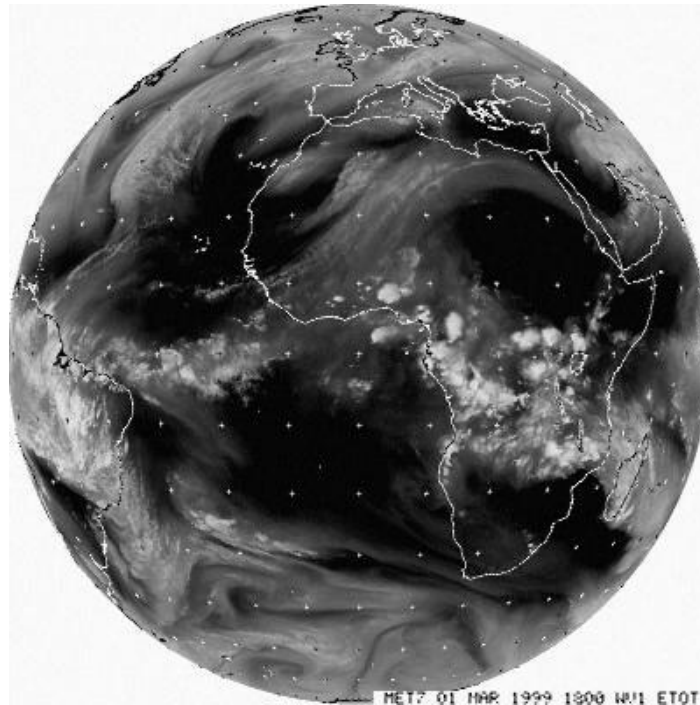


Figure 13. Image METEOSAT, canal vapeur d'eau.(12)

On voit nettement les zones d'ascendance (convection intense) au voisinage de l'Équateur (paquets blancs), les zones de subsidence vers 30 degrés de latitude (en noir) associés à la branche descendante de la cellule de Hadley. Enfin, aux et latitudes moyennes, ascendances et subsidences se succèdent dans les trains de perturbations.

Vers la première partie du cours : Le rayonnement thermique et la loi du Corps Noir

Vers la suite et la fin du cours : Bilan radiatif de la Terre (12).

4.Température :

La température est une grandeur physique mesurée à l'aide d'un thermomètre et étudiée en thermométrie. Dans la vie courante, elle est reliée aux sensations de froid et de chaud, provenant du transfert de chaleur entre le corps humain et son environnement. En physique, elle se définit de plusieurs manières : comme fonction croissante du degré d'agitation thermique des particules (en théorie cinétique des gaz), par l'équilibre des transferts thermiques entre plusieurs systèmes ou à partir de l'entropie (en thermodynamique et en physique statistique). La température est une variable importante dans d'autres disciplines : météorologie et climatologie, médecine, en chimie.

L'échelle de température la plus répandue est le degré Celsius, dans laquelle l'eau gèle à 0 °C et bout à environ 100 °C dans les conditions standard de pression. Dans les pays utilisant le système impérial (anglo-saxon) d'unités, on emploie le degré Fahrenheit (gel à 32 °F et ébullition à 212 °F). L'unité du système international d'unités, d'utilisation scientifique et définie à partir du zéro absolu, est le kelvin (nom commun dérivé du nom de William Thomson, Lord Kelvin).



Figure 14. Température du soleil.

4.1. Définitions :

Ensemble des conditions atmosphériques, variables, traduites subjectivement en sensations relatives de chaud et de froid, et dont l'appréciation exacte est fournie par le thermomètre.

Degré de chaleur d'un lieu, d'une substance, d'un corps : La température d'un four.

Degré de chaleur interne du corps humain ou animal : Prendre sa température.(13)

4.1.1. Thermodynamique

Grandeur empirique caractéristique d'un système, qui permet une description quantitative des phénomènes liés à la sensation de chaud ou de froid ressentie à son contact et qui est d'autant plus élevée que le système est chaud.

4.1.2. Vocabulaire

La température ambiante est la température de l'environnement, c'est-à-dire tout l'univers sauf le système considéré.

Néanmoins, en pratique, dans les domaines de la physique et de la chimie, il est courant de parler température ambiante pour une température courante, moyenne. Par exemple, on

dit « l'eau est liquide à la température ambiante ». Mais cette dénomination n'est pas très formalisée et la valeur de la température ambiante est rarement précisée (le plus souvent évaluée de manière commune à 25 °C).

4.2. Expressions :

Avoir ou, familièrement, faire de la température, avoir de la fièvre.

Courbe de température, tracé de la température rectale prise à heures fixes pendant plusieurs jours successifs et permettant de suivre l'évolution de l'état fébrile d'un sujet lors d'une maladie, en particulier infectieuse, ou d'une hospitalisation ; tracé de la température rectale prise au réveil par la femme et permettant de déterminer le moment de son ovulation, soit pour éviter une grossesse, soit au contraire pour en améliorer les chances.

Prendre la température d'un groupe, sonder son état d'esprit, ses dispositions.

4.2.1. Médecine : Méthode de la température, méthode de contraception fondée sur la prise de la température matinale, pour déterminer le moment de l'ovulation et la période d'infécondité.

4.2.2. Météorologie : Température ressentie, température que le corps humain ressent en extérieur, lorsqu'il n'est pas protégé du vent. (Elle est estimée en enlevant 2 °C par tranche de 5 km/h de vitesse du vent à la température standard relevée sous abri.)

4.2.3. Optique et Photographie : Température de couleur, valeur définissant la distribution spectrale de l'énergie de rayonnement du corps noir, et, par comparaison, la composition spectrale de la lumière émise par certaines sources. (La lumière d'une bougie correspond à 1 920 K, celle du Soleil à 6 000 K et celle d'un bleu très pur à 12 000 K.)

4.2.4. Thermodynamique : Température thermodynamique, grandeur mesurable notée T, définie par la relation de Carnot $\Delta W_s Q = \Delta T_s T$ existant entre le travail ΔW produit par un système fonctionnant selon un cycle réversible de Carnot, entre deux sources aux températures T et T + ΔT , et la quantité de chaleur Q qui passe de la source chaude à la source froide, et par la convention de faire correspondre la valeur T = 273,16 au point triple de l'eau (équilibre solide-liquide-vapeur). [L'unité SI de température est le kelvin, symbole K] .(14)

4.3.Mesure de la température : la thermométrie

4.3.1.Échelles :

L'unité légale de température dans le système international est le kelvin de symbole K (noter l'absence du symbole ° car ce n'est pas une échelle de mesure). Il existe d'autres systèmes de mesures antérieurs et toujours utilisés : les échelles Celsius centigrade, Fahrenheit et Rankine.

Le Kelvin : il est défini à partir du point triple de l'eau : un kelvin est égal à $1/273,16$ fois la température du point triple de l'eau. Le zéro absolu, correspondrait à la limite à une absence totale d'agitation microscopique et à une température de $-273,15$ °C ; mais on ne peut jamais l'atteindre (Penser que l'entité physique est plutôt $1/T$, et on ne peut jamais atteindre l'infini). Cette unité permet de définir une échelle absolue des températures.

Le Celsius : c'est le kelvin auquel on retire 273,15 K. Son unité est le °C. Elle est une simple translation de l'échelle absolue (voir ci-après). Le point triple de l'eau y a donc pour valeur 0,01 °C.

les échelles centigrades : l'échelle de mesure est telle que 0 et 100 sont fixés. Elle est appelée centigrade car les deux points de référence sont distants de 100°. Entre les deux, c'est la dilatation du mercure qui définit l'échelle.Par exemple dans l'échelle centigrade de Celsius, le zéro correspond à la température de la glace fondante et 100 degrés centigrades correspond à la température d'ébullition de l'eau sous une pression de 1 atmosphère. Ce serait Linné qui aurait inversé l'échelle.l'échelle Fahrenheit : son symbole est °F. Elle attribue une plage de 180 °F entre la température de solidification de l'eau et sa température d'ébullition. On la déduit de l'échelle Celsius par une fonction affine (voir ci-après). Elle fixe le point de solidification de l'eau à 32 °F et le point d'ébullition à 212 °F.l'échelle Rankine : c'est une simple homothétie de l'échelle absolue avec un facteur $9/5$ (voir ci-après)(15).

4.3.2.Conversion :

Il est possible de convertir entre les unités de chaleur selon l'utilisation, et nous présentons dans le tableau suivant quelques relations entre les différentes unités.

Le tableau 1. ci-dessous résume les formules permettant de convertir une température entre les différentes échelles.

À partir de :	Kelvin	Celsius	Fahrenheit	Rankine	Réaumur
$T_{\text{Kelvin}} =$	T_K	$T_C + 273,15$	$\frac{5}{9}(T_F + 459,67)$	$\frac{5}{9} T_{\text{Ra}}$	$\frac{5}{4} T_{\text{Re}} + 273,15$
$T_{\text{Celsius}} =$	$T_K - 273,15$	T_C	$\frac{5}{9}(T_F - 32)$	$\frac{5}{9}(T_{\text{Ra}} - 491,67)$	$\frac{5}{4} T_{\text{Re}}$
$T_{\text{Fahrenheit}} =$	$\frac{9}{5} T_K - 459,67$	$\frac{9}{5} T_C + 32$	T_F		
$T_{\text{Rankine}} =$	$\frac{9}{5} T_K$	$\frac{9}{5} T_C + 491,67$		T_{Ra}	$\frac{9}{4} T_{\text{Re}} + 491,67$
$T_{\text{Reaumur}} =$	$\frac{4}{5}(T_K - 273,15)$	$\frac{4}{5} T_C$		$\frac{4}{9}(T_{\text{Ra}} - 491,67)$	T_{Re}

4.3.3. En météorologie :

Dans le domaine de la météorologie, la température et on parle de température éolienne, pour exprimer la température ressentie sous l'effet du vent, aussi connue sous température subjective, impression de chaud ou froid, ou encore température au vent. La température sèche correspond à la température classique donné par un thermomètre mais protégé de l'humidité et des radiations. Sur un diagramme de l'air humide, la courbe de température constante est une droite verticale. On mesure la température humide, ou température du thermomètre mouillé, avec un thermomètre sur lequel de l'eau s'évapore. On utilise généralement de la mousse mouillée que l'on ventile. La température humide est toujours inférieure à la température sèche ; elles sont d'autant plus égales que l'humidité relative est proche de 100 %. L'instrument utilisé pour mesurer simultanément températures sèche et humide est le psychromètre.

5. Conclusion :

La température et le rayonnement sont parmi les éléments naturels les plus importants qui affectent positivement les humains, tels que la production d'énergie propre et l'agriculture ... ,et le vol, tels que les problèmes de réchauffement climatique ... , et selon l'utilisation, et donc les études se poursuivent dans ce domaine des grandes universités et instituts pour parvenir à des solutions appropriées pour une utilisation optimale de ces éléments.

Chapitre 3 :

Prédiction et

analyse

Chapitre 3 : Prédiction et analyse

1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous traitons les données en utilisant certaines fonctionnalités de Matlab telles que `ntool...`, l'environnement MATLAB se présente sous la forme d'un espace de travail (Workspace), où un interpréteur de commandes exécute des opérations et fonctions MATLAB. Les sources de celles-ci sont disponibles, écrites en " langage " MATLAB, voire en C ou en Fortran. L'utilisateur peut à sa guise les modifier, mais en s'en inspirant, il peut surtout créer et rajouter ses propres fonctions, les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples fonctionnant en parallèle. Ces éléments sont inspirés des systèmes nerveux biologiques. Comme dans la nature, la fonction de réseau est déterminée en grande partie par les connexions entre les éléments. Nous pouvons entraîner un réseau de neurones à exécuter une fonction particulière en ajustant les valeurs des connexions (poids) entre les éléments.

2.1. Le logiciel MATLAB :

Des fonctions propres au traitement de données (expérimentales, telles que celles obtenues au laboratoire), comme `ntool`, `min`, `max`, `mean`, `cumsum`, `sort`, `std`, `diff`, ainsi que celles relatives à l'interpolation (`polyfit`, `interp1`) sont autant d'outils très pratiques pour l'ingénieur analysant un problème pratique ou théorique.(16)

L'interface graphique de MATLAB est sans conteste l'un des points forts du logiciel et facilite le tracé de courbes et l'obtention de graphiques 2D ou 3D de grande qualité (`plot`, `stairs`, `stem`, `hist`, `mesh`, `surf`, `plot3`). Le module `HandleGraphics` offre la possibilité de contrôler intégralement cette interface, permettant ainsi à l'utilisateur de mettre en forme tous éléments d'un graphique, de créer ses propres menus (`uimenu`) ainsi que des objets graphiques tels que sliders (ascenseurs), boutons, menu surgissants (`uicontrol`) avec une facilité déconcertante.

Le "langage" MATLAB a des structures de programmation minimales (syntaxe récursive, syntaxe conditionnelle et sous-routines) mais reste très primitif. L'avantage est qu'il est très simple, très rapide à programmer, et offre une grande tolérance (syntaxe simple, aucun type de définition, etc.), permettant des gains notables en temps de débogage. De cette façon, l'ingénieur peut être plus efficace dans l'analyse d'un problème, et concentrer ses efforts sur celui-ci et non sur l'outil utilisé pour le résoudre. Cependant, MATLAB n'est pas adapté à la programmation de

grandes applications. Dans ce dernier cas, il est possible, sous certaines conditions, de programmer l'application en C et de l'exécuter depuis l'espace de travail MATLAB.

En plus du logiciel de base, selon la configuration choisie, des fonctions à partir d'une série de boîtes à outils dédiées à des domaines techniques spécifiques, tels que

- traitement du signal (boîte à outils de traitement du signal),
- régulation automatique (boîte à outils du système de contrôle),
- sélectionnez (Boîte à outils d'identification système),
- Boîte à outils des réseaux de neurones,
- boîte à outils de logique floue,
- Boîte à outils mathématique des symboles, et bien plus encore,

Simulink n'est rien de plus qu'une boîte à outils MATLAB qui permet, via une interface graphique avancée, de construire et de simuler des diagrammes fonctionnels complexes, contenant des systèmes linéaires, non linéaires voire non linéaires. - Correction, y compris les opérateurs booléens, les outils d'analyse mathématique, etc.

Pour faciliter la manipulation des systèmes non linéaires, ainsi que pour créer des diagrammes complexes, il est clair qu'il sera utile d'utiliser Simulink Toolkit, qui est alors un outil idéal.

Il ne fait aucun doute que MATLAB est un excellent outil pour les ingénieurs, y compris ceux qui traitent des problèmes pratiques. Avec Simulink Toolbox, c'est désormais une norme mondiale non seulement dans les universités et les instituts de recherche, mais aussi dans l'industrie.

Démarrer Matlab :

1. Trouvez Matlab sur votre ordinateur.
2. Démarrez le programme. Un certain nombre de fenêtres apparaissent. Les plus importantes sont l'interpréteur en ligne et la fenêtre Help. Si cette dernière n'apparaît pas, dans l'onglet Help sélectionnez Matlab Help.

C'est tout ; l'aide en ligne est extrêmement conviviale et permet d'acquérir tout seul la maîtrise du logiciel...

Ce manuel se propose tout de même de décrire l'utilisation du logiciel pour une

utilisation en intelligence artificielle (La logique floue et les réseaux de neurones...), Il permet de créer des graphiques complexes et d'en contrôler les moindres détails.(17)

Arrêter Matlab :

Taper quit ou exit ou fermez les fenêtres.

A propos des versions :

Le présent manuel a été rédigé avec Matlab 2009a sous les yeux. La plupart de ce qui est écrit dans ce manuel s'applique néanmoins aux versions antérieures.(18)

MATLAB est disponible pour plusieurs plateformes (Windows, Macintosh, Unix, Linux).

2.2. Les réseaux de neurones sur matlab :

Généralement, les réseaux de neurones sont ajustés ou entraînés, de sorte qu'une entrée particulière mène à une sortie cible spécifique. Une telle situation est illustrée ci-dessous. Là, le réseau est ajusté, sur la base d'une comparaison de la sortie et de la cible, jusqu'à ce que la sortie du réseau corresponde à la cible. Typiquement, beaucoup de ces paires entrée/cible sont utilisées, dans cet apprentissage supervisé, pour former un réseau.

L'entraînement par lots d'un réseau se déroule en effectuant des changements de poids et de biais basés sur un ensemble complet (lot) de vecteurs d'entrée. La formation incrémentielle modifie le poids et biais d'un réseau selon les besoins après présentation de chaque individu vecteur d'entrée. La formation progressive est parfois appelée « en ligne » ou formation « adaptative ».

Les réseaux de neurones ont été formés pour exécuter des fonctions complexes dans divers

domaines d'application, y compris la reconnaissance de formes, l'identification, la classification, systèmes de parole, de vision et de contrôle. Une liste des applications.

Aujourd'hui, les réseaux de neurones peuvent être entraînés pour résoudre des problèmes difficiles pour des ordinateurs conventionnels ou des êtres humains. Tout au long de la boîte à outils, l'accent est mis placés sur des paradigmes de réseaux neuronaux qui se construisent ou sont eux-mêmes utilisés dans applications techniques, financières et autres applications pratiques.

Les méthodes de formation supervisées sont couramment utilisées, mais d'autres réseaux peuvent être obtenus à partir de techniques de formation non supervisées ou de méthodes de conception directe. Les réseaux non supervisés peuvent être utilisés, par exemple, pour identifier des groupes de données. Certains types de réseaux linéaires et de réseaux de Hopfield sont conçus directement. En résumé, il existe une variété de types de techniques de conception et d'apprentissage qui enrichissent les choix qu'un utilisateur peut faire.

Le domaine des réseaux de neurones a une histoire d'environ cinq décennies, mais n'a trouvé une application solide qu'au cours des quinze dernières années, et le domaine se développe toujours rapidement. Ainsi, il est nettement différent des domaines des systèmes de contrôle ou de l'optimisation où la terminologie, les mathématiques de base et les procédures de conception sont solidement établies et appliquées depuis de nombreuses années. Nous ne considérons pas la boîte à outils du réseau neuronal comme un simple résumé des procédures établies qui fonctionnent bien. Nous espérons plutôt que ce sera un outil utile pour l'industrie, l'éducation et la recherche, un outil qui aidera les utilisateurs à trouver ce qui fonctionne et ce qui ne fonctionne pas, et un outil qui aidera à développer et à étendre le domaine des réseaux de neurones. Parce que le domaine et le matériel sont si nouveaux, cette boîte à outils expliquera les procédures, expliquera comment les appliquer et illustrera leurs succès et leurs échecs avec des exemples. Nous pensons qu'une compréhension des paradigmes et de leur application est essentielle à l'utilisation satisfaisante et réussie de cette boîte à outils, et que sans une telle compréhension, les plaintes et les demandes des utilisateurs nous enterreront. Alors s'il vous plaît soyez patient si nous incluons beaucoup de matériel explicatif. Nous espérons que ce matériel vous sera utile.

3.Étudiez avec la technologie nntool :

Dans un premier temps, nous expliquons comment utiliser la technologie nntool à travers les formulaires suivants :

Commande Windows Matlab :

Sélectionner les données Les données actuelles contiennent 29 variables et une cible

Copiez les données sur matlab ou vous pouvez utiliser l'option d'importation

Divisez les données en cible (réponse ou sortie) et les données d'entrée (variables) doivent être transmises car les colonnes doivent être des lignes.

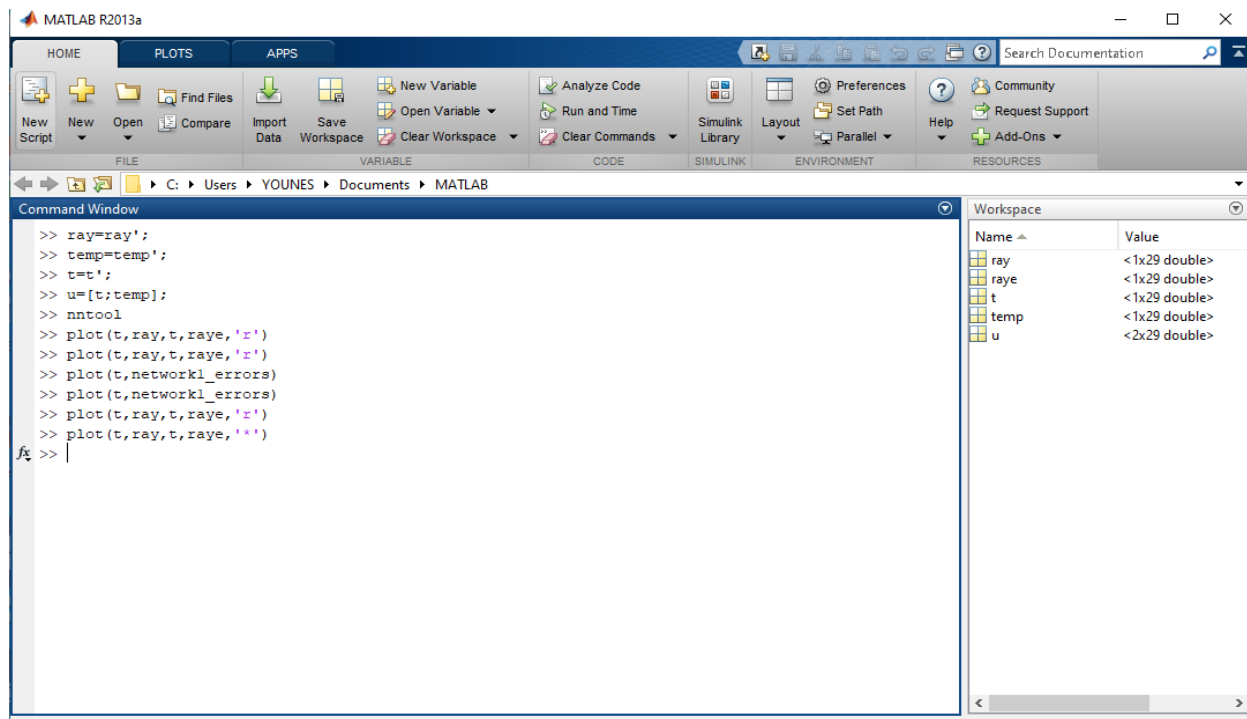


Figure 1. Matlab command Windows.

Tapez dans la fenêtre de commande :

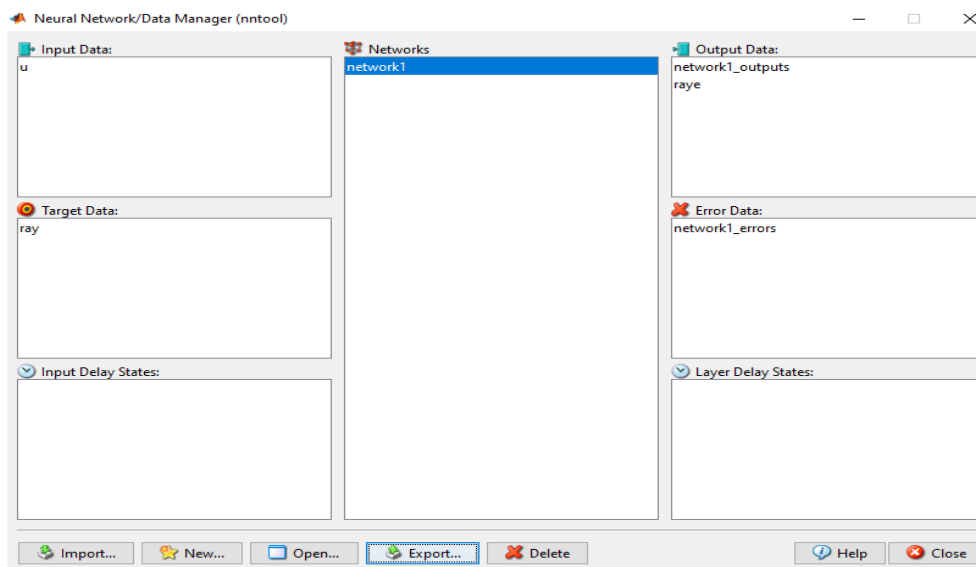


Figure 2. Page de nntool .

Maintenant créer le réseau en cliquant sur nouveau à partir du type de réseau, nous pouvons choisir le type de réseau souhaité ici, je choisis la rétroaction avec rétropropagation sélectionnez l'entrée. algorithmes de sortie et d'entraînement et d'apprentissage (fonctions) Import ; ray(rayonnement) =target temp (température)=input data :

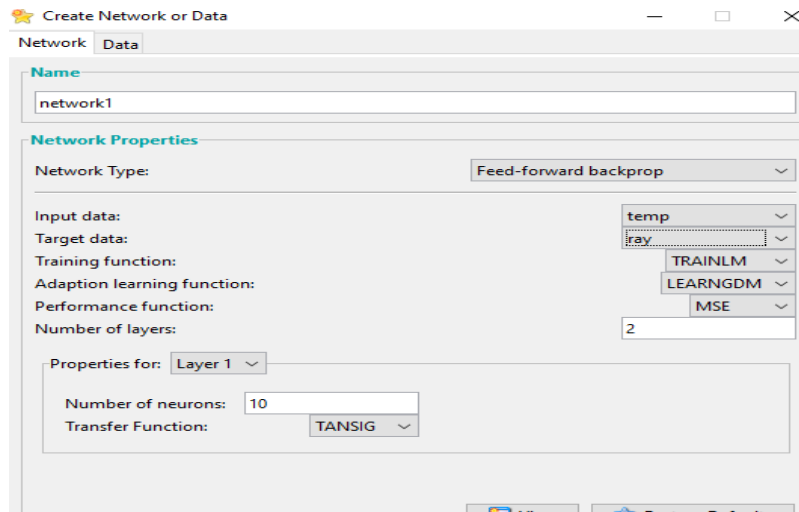


Figure 3. le réseau en cliquant .

Importer les entrées (temp) et la cible (ray)

Input data ;temp

Target data ;ray:

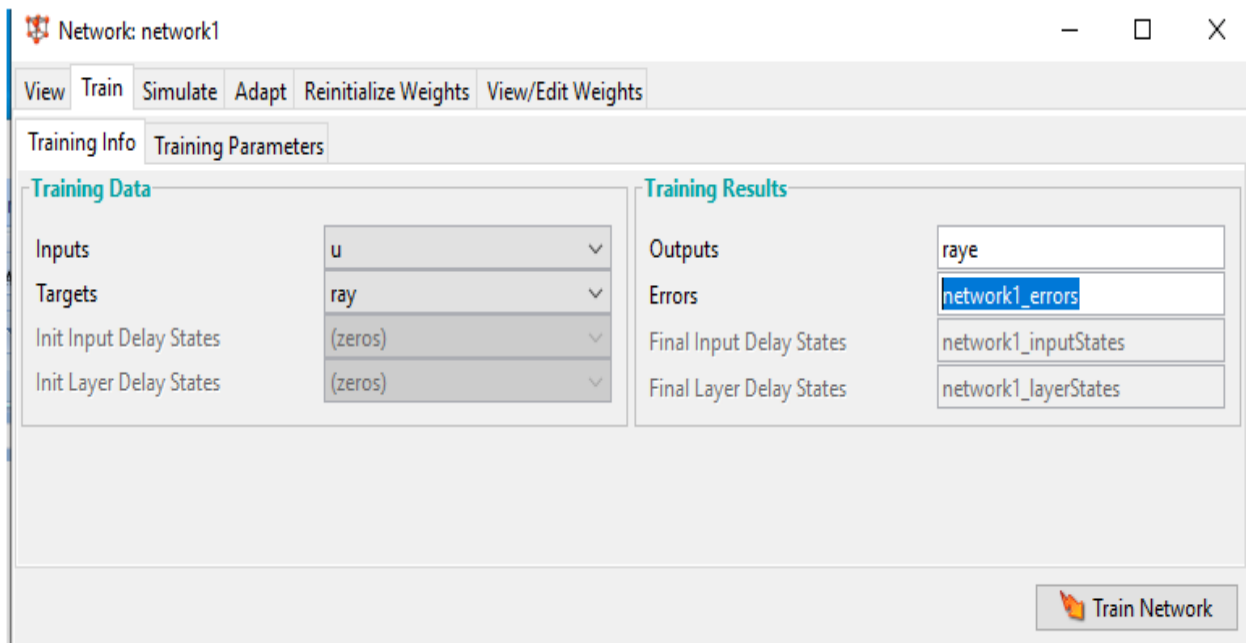


Figure 4.PréparationTrain Network

Nous pouvons voir la formation, les tests, la validation et la régression générale des données, jusqu'à ce que nous obtenions un bon ajustement, nous pouvons former le réseau :

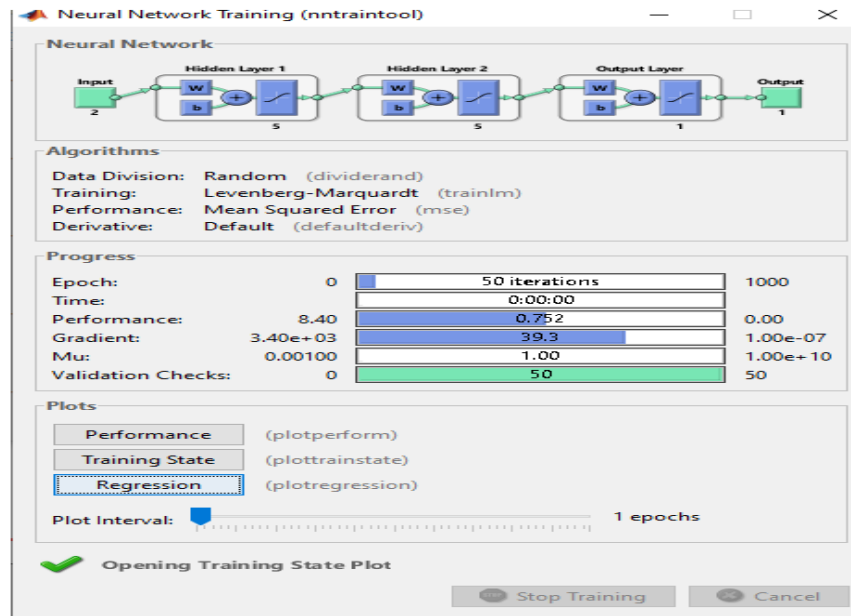


Figure 5. Réseaux de neurones Training (nntraintool)

Les graphes de formation (Training) :

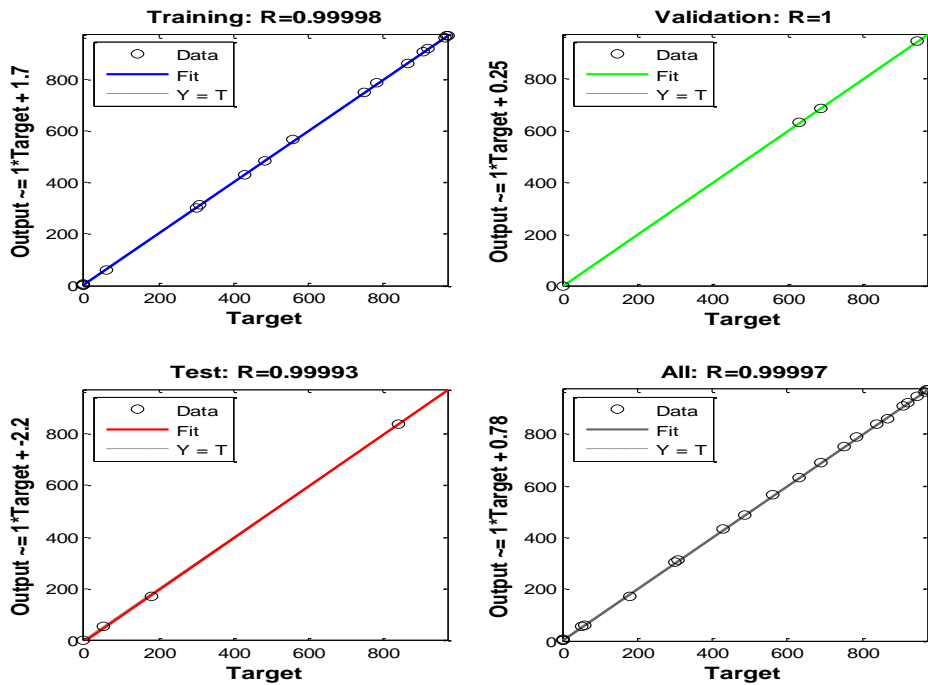


Figure 6. Regression .

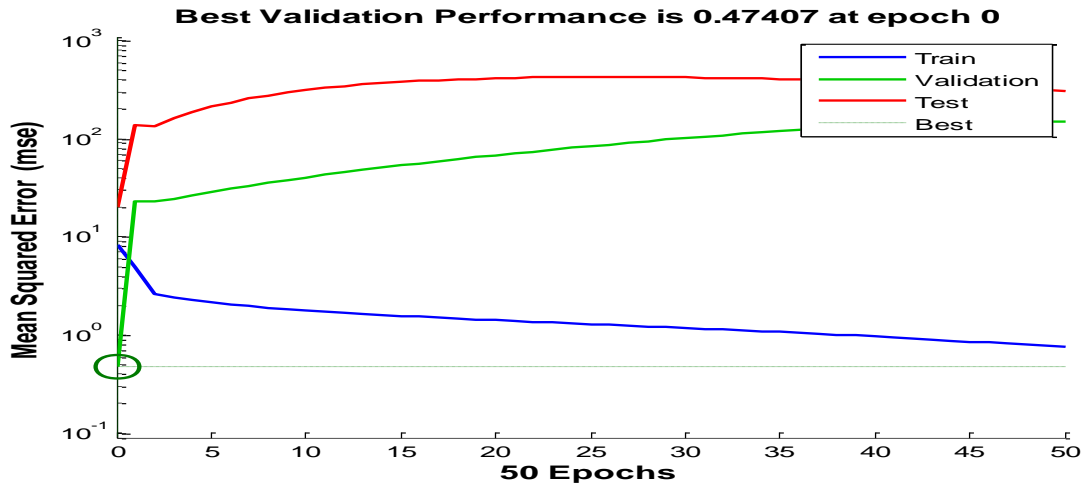


Figure 7. Performance .

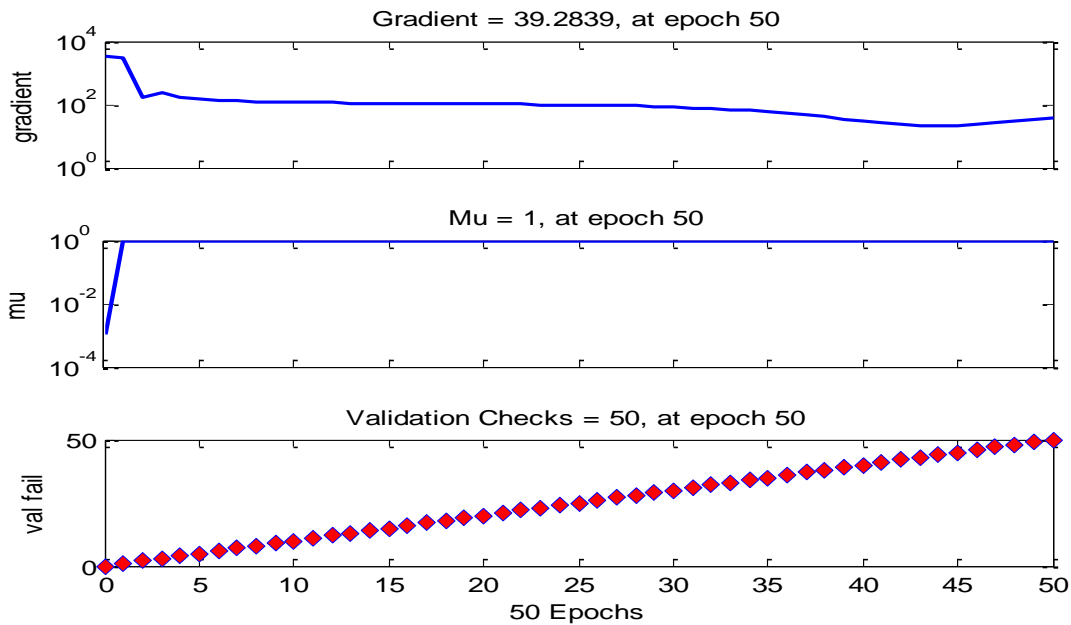


Figure 8. Training state .

Dans les figures suivantes, nous montrons la comparaison entre les valeurs de rayonnement réelles (ray) et les valeurs prédites par (nntool) c'est (raye), et la différence entre elles que nous traversons par (erreur) à différents jours avec le changement du nombre de neurones (n) et du nombre de couches (c), et nous notons les différences, si quelconque:

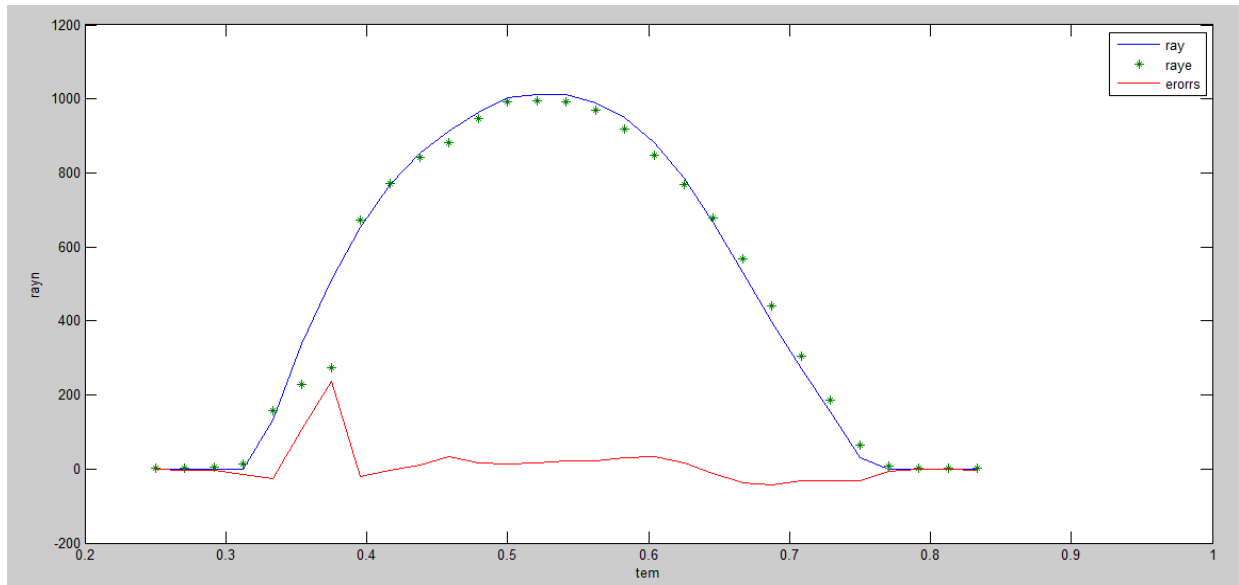


Figure 9. le jour 1/1/2016 N=5 C=3 .

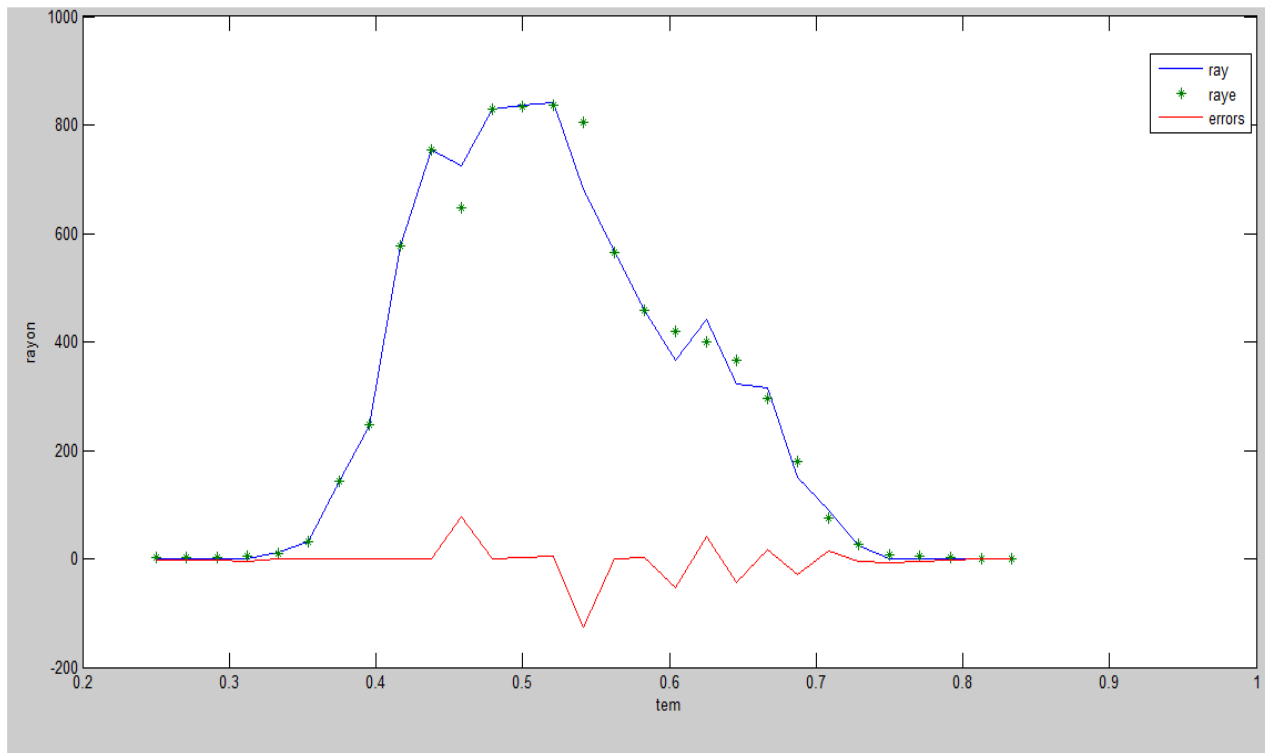


Figure 10.le jour 6/1/2016 N=10 C=3 .

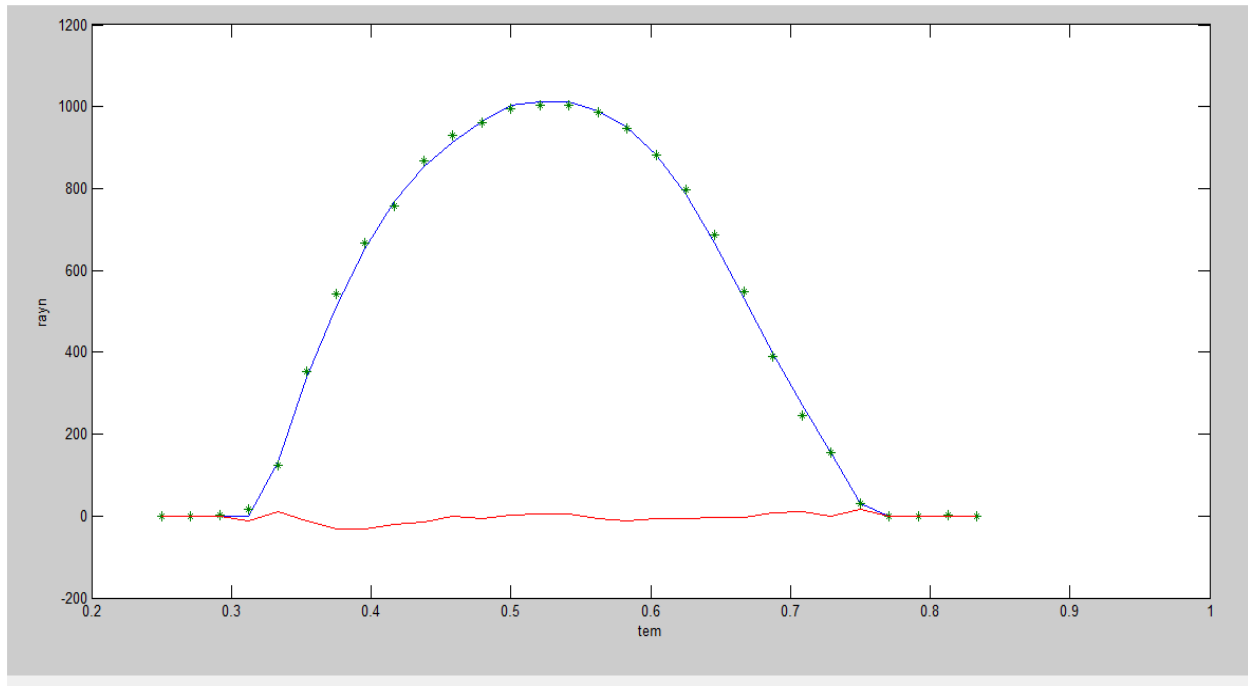


Figure 11.le jour 31/1/2016 N=20 C=3 .

Remarques :

On note une différence de précision et d'erreurs entre les courbes,

Dans la première courbe, on remarque un grand changement dans la valeur du rayonnement, mais il revient rapidement à sa valeur souhaitée.

Mais nous remarquons que la deuxième courbe a un petit changement dans la valeur du rayonnement, mais la longueur de la période de son retour à la stabilité,

Tandis que dans la troisième courbe, nous remarquons que l'erreur est légère et que la valeur souhaitée est presque constante.

Hypothèses:

Ces changements peuvent être dus à :

- Faible technologie nntool.
- ou le nombre de neurones.
- Le nombre de canapés.

Explication:

Après l'étude, nous savions que la cause des changements et des erreurs était due aux changements dans le nombre de neurones et de couches, c'est-à-dire que plus leur nombre était élevé, plus leur précision était élevée, comme nous l'avons remarqué sur la figure 11.

Conclusion :

Nous avons su à partir de ces expériences que l'utilisation de la technologie des réseaux de neurones (nntool) est importante et précise dans le domaine des prédictions et de l'étude des données, en raison des résultats obtenus à partir de notre étude.

Conclusion générale

Dans cette étude, nous avons essayé d'aider dans le domaine de la connaissance de la force des ondes de rayonnement solaire en connaissant les températures naturelles, afin de produire de l'énergie propre, et cela en raison du lien entre les températures naturelles et le rayonnement.

Dans l'étude, nous avons également utilisé une technologie avancée et précise (RN) pour analyser et étudier les données, expliquer la similitude de la technologie avec les neurones biologiques, nous avons également parlé de neurones artificiels et nous avons expliqué les réseaux de neurones artificiels et les types d'architectures. apprenez les réseaux de neurones.

Nous avons également parlé dans le deuxième chapitre du rayonnement, de ses caractéristiques, de son impact sur l'atmosphère, des températures, des caractéristiques et des méthodes de calcul de celles-ci et de leur impact sur le domaine météorologique.

Dans le dernier chapitre, nous avons discuté de l'utilisation de la technologie (RN) et de l'obtention des courbes et des résultats utilisés dans les domaines de la production d'énergie propre, et nous avons obtenu des résultats très précis et peu d'erreurs et cela est dû aux caractéristiques de cette technologie mentionnées, et donc on peut connaître les horaires et les conditions d'utilisation des générateurs d'énergie propre absolument à partir de la connaissance de la température, et ceci afin de réduire l'utilisation d'énergie polluant l'environnement.

Références :

- 1 wikistat.fr / Réseaux de neurons.
- 2 K. Caluwaerts, M. Staffa, S. N'Guyen, C. Grand, L. Dollé, A. Favre-Félix, B. Girard, and M. Khamassi. A biologically inspired meta-control navigation system for the psikharpax rat robot. *Bioinspiration and Biomimetics*, 7(2) :025009, May 2012. 8
- 3 Claude Touzet. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEX- IONNISME : COURS, EXERCICES ET TRAVAUX PRATIQUES. EC2, 1992, Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. hal-01338010
- 4 Linda Tucci <https://searchcio.techtarget.com/definition/artificial-neuron>
Réseau de neurones – Deep Learning : Biologiques ou artificiels, même combat ? Thomas B 12 juin 2020 /
<https://datascientest.com/deep-learning-reseau-de-neurones-biologiques-ou-artificiels#definition>
- 5 Mehdi Abadi. Réalisation d'un réseau de neurones "SOM" sur une architecture matérielle adaptable et extensible à base de réseaux sur puce "NoC". *Micro et nanotechnologies/Microélectronique*. Université de Lorraine; Université du Centre (Sousse, Tunisie), 2018. Français. NNT : 2018LORR0068. tel-018683
- 6 <https://www.juripredis.com/fr/blog/id-19-demystifier-le-machine-learning-partie-2-les-reseaux-de-neurones-artificiels>
- 7 [http://www2.agroparistech.fr/ufr-info/membres/cornuejols/Teaching/ENSTA/livre2-v3\(ac\)-chap-10.pdf](http://www2.agroparistech.fr/ufr-info/membres/cornuejols/Teaching/ENSTA/livre2-v3(ac)-chap-10.pdf)
- 8 <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-02974659>
Contributor : [LucienWald](mailto:lucien.wald@mines-paristech.fr) <lucien.wald@mines-paristech.fr>
Submitted on: Saturday, October 24, 2020 - 10:29:24 PM
Last modification on : Wednesday, October 28, 2020 - 3:11:55 AM
- 9 <https://www.cder.dz/spip.php?rubrique1>
- 10 <https://www.sktm.dz/?page=article&id=11>
- 11 <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/rayonnement/66761#definition>
- 12 Interactions du rayonnement solaire avec l'atmosphère - Effet de serre Article | 21/10/2003

- 13 Vincent Daniel : ENS-Lyon / Florence Kalfoun :Résumé
- 14 <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/temp%C3%A9rature/77211>
- 15 <https://www.techno-science.net>
- 16 Cours Introduction au logiciel MATLAB ;Michel ETIQUE, mars 2002.
- 17 See discussions, stats, and author profiles for this publication at:
<https://www.researchgate.net/publication/266392354> Travaux Pratiques : Intelligence Artificielle / Maher Helaoui . Book · July 2011
- 18 <http://www.mathworks.com/> , LA société Mathworks, qui développe et commercialise Matlab .

المخلص :

تعتبر الطاقة الشمسية من اهم وعناصر انتاج الطاقة النظيفة و يشهد هذا المجال تطور كبير ، و تعتبر التكنولوجيا التي تطرقنا لها في هذه الدراسة الأحدث في هذا المجال و ذلك باستعمال تقنية الشبكات العصبية الاسطناعية في تحديد و التنبأ بتغيرات الاشعاع الشمسي انطلاقا من تغيرات درجة الحرارة .اعتمادا في ذلك على برنامج الماتلاب و تقنية (nntoul) و الحصول على نتائج اكثر دقة من أجل الاستغلال الأمثل لموارد هذه الطاقة .

الكلمات المفتاحية: درجة الحرارة ، الشبكات العصبية ، العنصر الخطي الاختياري ، الإشعاع.

Résumé :

L'énergie solaire est l'un des éléments les plus importants de la production d'énergie propre, et ce domaine connaît un grand développement, et la technologie dont nous avons discuté dans cette étude est la plus récente dans ce domaine, utilisant la technologie des réseaux de neurones artificiels pour identifier et prévoir les changements dans rayonnement solaire basé sur les changements de température. Incluant le programme Matlab et la technologie (nntoul), et obtenir des résultats plus précis pour l'exploitation optimale de cette ressource énergétique.

Mots clés : Température , Réseaux de Neurones, ADAPtative LINear Element , rayonnement.

Abstract :

Solar energy is one of the most important elements of clean energy production, and this field is witnessing a great development, and the technology that we discussed in this study is the latest in this field, using artificial neural network technology to identify and predict changes in solar radiation based on temperature changes. Including the Matlab program and (nntoul) technology and obtaining more accurate results for the optimal exploitation of this energy resources.

Keywords: Temperature, Neural Networks, ADAPtative LINear Element, radiation.