REPUBLIQUEALGERIENNEDEMOCRATIQUEETPOPULAIREMINISTEREDEL'ENSEIGNE
MENTSUPERIEURETDELARECHERCHESCIENTIFIQUE
UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



FACULTE DE TECHNOLOGIE

MÉMOIREDEMASTER

Filière : Electronique

Spécialité : Instrumentation

ETUDEETOPTIMISATIONDES PERFORMANCESD'ENERGIE DE STOCKAGE D'UNCONDENSATEUR PLANABASEDESRESEAUXDE NEURONES

Par

Mr LaidiYassine

Mr DjenainiaYazid

Proposé et dirigé par :

Dr MIMEN Bakhti

Soutenuele..... 2020. Devant le jury:

Année Universitaire : 2019 - 2020

DEDICACE

A nos chers parents que nous remercions énormément pour leurs aideset
LeurPatience.A nos sœurs et frères à qui nous souhaitons un avenirprospère.
A nos famillessans exception.A tous nos chersamis.
A toutes les personnes qui nous ont apporté de l'aide. . ..

REMERCIEMENTS

En préambule à ce mémoire, nous remercions ALLAH qui nous a aidé et donné la patience et le courage durant ces longues années d'étude.

Nous souhaitons adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire.

Ces remerciements vont aussi au corps professoral et administratif d'UNIVERSITEYAHIA FARES DE MEDEA, pour la richesse et la qualité de leur enseignement et qui déploient de grands efforts pour assurer à leurs étudiants une formation actualisée.

Nous adressons un grand remerciement à notre encadreurMr. BakhtiMIMEN pour nous avoir proposé ce projet de fin d'étude, pour ses conseils et ses directives du début à la fin de ce travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre projet en acceptant d'examiner ce travail.

Nous nous ne remercierons jamais assez, nos chers parents pour leur amour, leur soutien et leur patience.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, qui nous ont toujours encouragés au cours de la réalisation de ce mémoire.

Résumé

Les réseaux de neurones constituent un outil de l'intelligence artificielle. Ils offrent des solutions très performantes pour le diagnostic des procédés industriels aussi dans les domaines des électroniques. Ces réseaux se manifestent sous forme de plusieurs architectures. L'application de chacune de ces architectures présente des points forts et des points faibles.

Ce document constitue un état de l'art concernant le diagnostic statique avec les réseaux de neurones. Nous présentons, dans ce document, Comment on peut optimiser et étudier les caractéristiques d'un condensateur en se basant une recherche générale sur les RNA les plus utilisées en diagnostic statique, à savoir le perceptron simple les perceptrons multicouches, et la rétro-propagation.

Mots clés : Condensateur, condensateur plan, réseaux de neurones, rétro propagation, classification, perceptron multicouche, prédiction, Energie.

Abstract

Neural networks are a tool of artificial intelligence. They offer high performance solutions for the diagnosis of industrial processes also in the fields of electronics. These networks manifest themselves in the form of several architectures. The application of each of these architectures has strengths and weaknesses.

This document constitutes a state of the art concerning static diag- nostics with neural networks. We present, in this document, How we can optimize and study the characteristics of a capacitor based on a general research on the RDNs most used in static diagnostics, namely the simple perceptron, multilayer perceptrons, and back-propagation.

Keywords : Capacitor, planarcapacitor, neural networks, back propagation, multi-layer perceptron, prediction, classification, Energy.

الملخص

الشبكات العصبية هي اداة للذكاء الاصطناعي. يقدمون حلولًا عالية الأداء لتشخيص العمليات الصناعية أيضًا في مجالات الإلكترونيات. تظهر هذه الشبكات في شكل عدة معماريات. تطبيق كل من هذه الأبنية له نقاط قوة ونقاط ضعف.

تشكل هذه الوثيقة حالة من الفن فيما يتعلق بالتشخيصات الساكنة مع الشبكات العصبية. نقدم ، في هذا المستند ، كيف يمكننا تحسين ودراسة خصائص المكثف بناءً على بحث عام حول الشبكات العصبية الاصطناعية الأكثر استخدامًا في التشخيصات الثابتة ، وهي الإدراك البسيط ، والمدركات متعددة الطبقات، والانتشار الخلفي

الكلمات الدالة:

مكثفة ، مكثف مستوي ، شبكات عصبية ، انتشار خلفي ، متعدد الطبقات ، التنبؤ ، التصنيف ، الطاقة.

TABLEDESMATIERES

Table des matières **v**

Liste des figures **vi**

Liste des tableaux **vii**

IntroductionGénérale……. 1

1 Généralité Sur Les Condensateurs **3**

1.1 Introduction …… 3

1.2 Propriétésgénérales des condensateurs……..... 5

1.2.1 Stockage d'énergie (capacité)……..5

1.3 Caractéristiquesélectrique……... 7

1.4 Définition……..... 7

1.4.1 Matériaux isolants……....7

1.4.2 Grandeurs Caractéristiques des milieux diélectriques….....9

1.4.3 Utilisations des Diélectriques……... 9

1.4.4 Influence de la température……. 9

1.4.5 Courant de fuite et résistance d'isolement……9

1.4.6 Comportement de charge/décharge…….. 10

1.4.7 Rigiditédiélectrique……... 10

1.4.8 Dissipation de l'énergie…… 10

1.4.9 Inductance……. 11

1.5 Les type des condensateurs…… 13

1.5.1 Les condensateurs a film……..... 13

1.5.2 Les condensateurs céramique……..... 13

1.5.3 Les condensateurs électrolytiques……..... 14

1.5.4 Les super condensateurs ……. 15

1.5.5 Les condensateurs mica……. 16

1.5.6 Les condensateurs en verre…….....17

1.5.7 Les condensateurs a traversée…….....17

CONCLUSION…….. 18

2 Les Réseaux De Neurones 19

2.1 Introduction…… 19

2.2 Le neurone……... 20

2.3 Bases biologique…… 20

2.4 Neurone formel ……...…. 21

2.4.1 Définition ……. 21

2.4.2 Les paramètres…….. 21

2.4.3 Principe de fonctionnement…….. 22

2.4.4 Architecture de réseaux de neurones……..23

2.4.5 Structure d'interconnexion (topologique)……...…...25

2.5Apprentissage des neurones artificiels……..26

2.5.1 Définition……....26

2.5.2 Exemple de la modélisation d'un processus non linéaire…....26

2.5.3 Minimisation de la fonction de coût……...27

2.5.4 Règles d'apprentissage……..……...…….....28

2.6 Fonctionnement…….……...…….....29

2.6.1 Perceptron d'une seule couche..……...…….29

2.6.2Perceptron multicouche…..……...…….29

2.6.3Rétro propagation du gradient pour un perceptron multi- couche..31

2.6.4 Mise à jour des poids……...……..31

2.7 Etude comparative et synthèse..……...…….31

2.7 Étude comparative…….…….31

2.7.2Synthèse……..……...……...…….32

2.8 Deep Learning……...…….....32

2.9 Mise en œuvre…….33

CONCLUSION……..…….35

3. APPLICATIONS ET RESULTATS36

3.1 Introduction……...……...36

3.2Condensateur Plan……37

3.3Base de données d'apprentissage (Deffine pattern).……..37

3.4 Architecture du réseau…….....……41

3.4.1Les entrées…….……..41

3.4.2 Les couches cachées…….……...41

3.4.3Les sorties……..…….....41

3.4.4Les poids…….....41

3.4.5 La fonction deTransfer...…..……..…….....41

3.5 Algorithme de rétro-propagation du gradient…..…..….....42

3.6 Application et Résultats……..……..…….44

3.6.1 Application 44

3.6.2 Résultats..…….……..……...46

CONCLUSION….....52

Conclusion générale.……...……...…. 53

Conclusion……..……..……53

Bibliographie……..……...54

LISTEDESFIGURES

1.1 Famille de condensateur en fonction deleurcapacité..... 4

1.2 Gamme de tension nominale pour différentes familles de condensateurs.4

1.3 CondensateurPlanIdéal..... 5

1.4 Grandeurs caractéristiques desmilieuxdiélectriques 8

1.5 Hiérarchie des types decondensateurs[2]. 12

1.6 Condensateurs àFilmpolyester..... 13

1.7 condensateurcéramique. 14

1.8 Condensateur électrolytique. 15

1.9 Technologies desupercondensateur..... 16

1.10 Condensateursmicaargenté. 17

2.1 Représentation d'unneuroneréel. 20

2.2 Modèle de base d'unneuroneformel..... 22

2.3 Réseaumulticoucheclassique. 24

2.4 Réseau multicouche àconnexionslocals. 25

2.5 Réseau àconnexionrécurrentes..... 25

2.6 Réseau àconnexionsimple. 25

2.7 système d'apprentissage pour la modélisation d'un processus.....26

2.8 Le Perceptron : structureetcomportement..... 29

2.9 Modèle duperceptronMulti-Couche..... 30

3.1 LafonctionSigmoïde..... 41

3.2 Réseau Multicouche une entrée avec 4 neurones - Plusieurs couches cachées avec N neurones - 1 Sortie avec un seul neurone..... 41

3.3 Architecture duréseauutilisé 42

3.4 Initialisation des paramètres de l'algorithme de Rétro Propagation.…..45

3.5 l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itérations1000itérations..... 46

3.6 l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itérations500itérations..... 47

LISTEDESTABLEAUX

1.1 Constante et rigidité diélectrique des principaux matériaux…….....6

3.1Les différents types de condensateur avec l'énergie correspondante…….42

INTRODUCTIONGENERALE

Les méthodes de mise en œuvre des circuits électroniques avec les performances soit disant les plus optimales sont basées essentiellement sur leurs caractéristiques techniques et sur l'expérience pendant les phases expérimentales ou d'exploitation pour prédire les performances futures des divers composants des circuits en question.

Les nouvelles technologies apportent à la conception des produits, des méthodes et des informations qui permettent de faire mieux qu'avant et surtout, de prévoir le comportement futur d'un matériel ou d'un composant électronique.

Les performances des composants qu'elles soient définies par le constructeur, l'opérateur ou les deux, sont un facteur probable dans la qualité des matériels et la localisation des coûts d'exploitation.

L'objectif de la prédiction des performances consiste à diagnostiquer les possibles états futurs dans lesquels un composant peut accroître. Ainsi, le pronostic nous permettra aussi d'estimer le temps de vie restant d'un système à partir de son état initial jusqu'à un état futile.

Depuis dizaine d'années, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels s'est développée dans de nombreuses disciplines (sciences économiques, écologie et environnement, biologie et médicine..). Ils sont notamment appliquées pour résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de catégorisation, d'optimisation, de reconnaissance des formes et de mémoire associative.

Les réseaux de neurones sont des implémentations software de la structure neuronale des cerveaux biologiques. Le cerveau contient des neurones similaires aux commutateurs organiques. Ceux-ci peuvent changer leur état de sortie en fonction de la force de leur entrée. L'apprentissage se produit en activant à plusieurs reprises certaines connexions neuronales par rapport à d'autres, ce qui renforcent ces connexions. Cela les rend plus susceptibles produire une résultat souhaitée à partir d'un rapport spécifié. Les réseaux de neurones peuvent apprendre à résoudre de nouvelles tâches. Contrairement aux méthodes traditionnelles de résolution de problèmes, aucun algorithme explicite ne doit être dérivé.

Dans cette optique, notre travail se devise en trois parties, entamé par une introduction aux généralités des condensateurs et leurs différentes

technologies ainsi que leurs performances, on a défiler par la suites les réseaux de neurones en passant par leurs différentes structures et architectures, et aux terme de ce travail, une simulation des calculs et prédictions de la capacité d'un condensateur Plan en se basant sur les caractéristiques du condensateur en question.

GENERALITESURLESCONDENSATEURS 1

1.1 INTRODUCTION

Les condensateurs sont utilisés dans de nombreux domaines de l'électronique, leurs utilisation principales sont les suivantes [1, 2, 3] :

Stockage d'énergie (sauvegarde de données ; protection desystèmes...)

- Correction du facteur depuissance.
- régulation de tension de sortie des convertisseursstatique.
- Réduction des impédances deslignes.
- Protection, démarrage des moteursélectriques.

Les contraintes électriques, thermiques et mécanique liées à l'utilisation de ses composants sont très diverses. Il existe donc différents types de condensateurs qui permettent de couvrir l'ensemble des besoins des utilisateurs. Les paramètres technologiques sur les matériaux et les dimensions d'un composant ont une influence importante sur son fonctionnement et ses caractéristiques. Le choix d'un condensateur le mieux adapté au système peut s'avérer très important car il est responsable dans certaines applications de la plupart des défaillances [4].

On peut distinguer trois principaux types de condensateurs qui couvrent l'ensemble des besoins des utilisateurs :

- Les condensateurs à films plastique oupapier.
- Les condensateurs céramiques, mica ouverre.
- Les condensateurs électrolytiques à l'aluminium ou autantale.

Les deux principaux facteurs à prendre en compte pour le choix d'un type de condensateur sont : la capacité et la tension d'utilisation du composant. La Figure I-01 et I-02 représentent les ordres de grandeur de capa- cité et tension en fonction du type de technologie des différents condensateurs présents sur le marché.

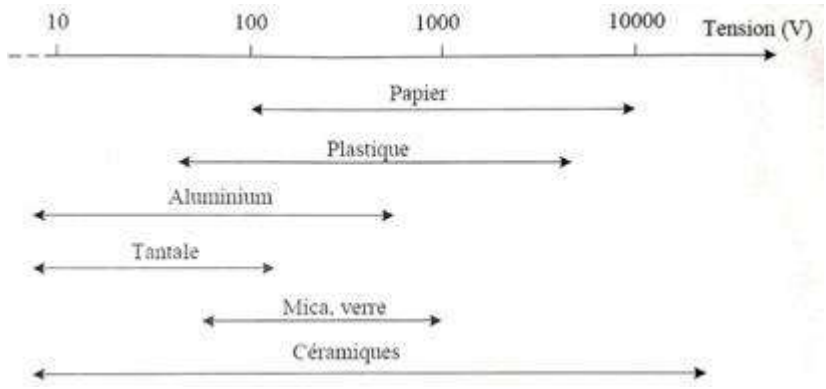


Figure 1.1 – Famille de condensateur en fonction de leur capacité.

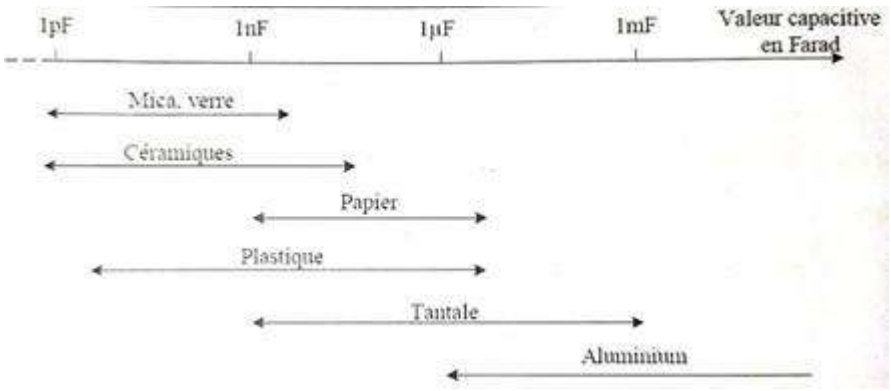


Figure 1.2 – Gamme de tension nominale pour différentes familles de condensateurs.

La Capacité utilisable d'un condensateur peut différer de sa valeur nominale en raison de plusieurs facteurs. Notamment :

- Température.
- Humidité.
- TensionAC/DC.
- Fréquence dusignal
- Âge ducondensateur.
- Caractéristiquemécanique.
- Effetpiézoélectrique.

Lors du choix d'un condensateur pour une application. Il faut tenir compte de ses caractéristiques nominales pour ces facteurs.

1.2 PROPRIETES GENERALES D'UN CONDENSATEUR

Un condensateur est un dispositif pouvant stocker de l'énergie électrostatique. Il est composé de deux plaques conductrices (électrodes) séparées par un matériel isolant (diélectrique). Quand une différence de potentiel est appliquée entre les deux plaques conductrices, une chargeélectrique proportionnelle à la tension appliquée et à la capacité s'accu- mule dans le condensateur.

1.2.1 Stockaged'énergie(capacité)

L'énergie stockée E pour Un condensateur de capacité CAK entre anode et cathode sous Une tension U est :

$$E = 1/2Q.U = 1/2CAK.U2 \qquad (1\text{-}1)$$

La figure ci-dessous représente un condensateur plan idéal :

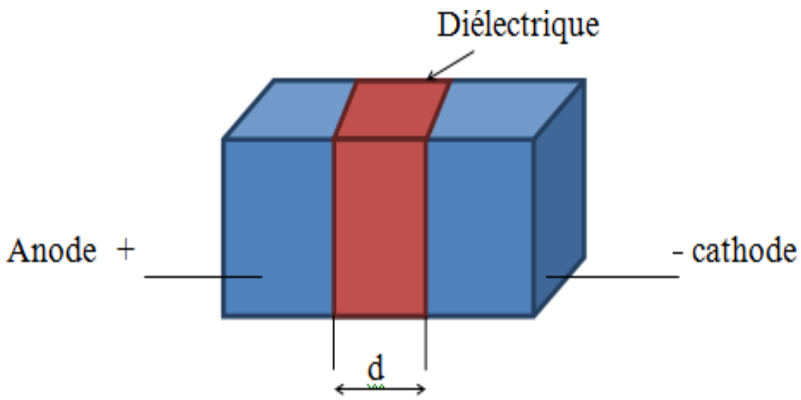


Figure 1.3 – Condensateur Plan Idéal.

La valeur de la capacité CAK est directement proportionnelle à la sur-facedel'anodeetinversementproportionnelàl'épaisseurdudiélectrique:

$$CAK = G_0.G_r.A/d \qquad (1\text{-}2)$$

Avec :

- g0 : permittivité absolueduvide(g0 = 8, 854.10−12F/m).
- gr : permittivité relativedudiélectrique(sansdimension).
- A : surface de contact anode-diélectrique en m2.
- D : épaisseurdudiélectrique en nm.

La valeur de capacité d'un condensateur dépend donc fortement de la valeur de la constante diélectrique du matériau isolant utilisé et de l'épaisseur de ce celui-ci. Une autre des caractéristiques essentielles di diélectrique est sa tenue en tension fonction de son épaisseur.

Le tableau I-1 donne les valeurs des constantes diélectriques (ε_r) ainsi que de la rigidité diélectrique (ev) de différents matériaux utilisés pour lafabrication des condensateurs. Pour certains matériaux la rigidité diélectrique n'est pas toujours linéaire en fonction de l'épaisseur [5].

Les contraintes technologiques dues aux matériaux et à la fabrication de condensateurs imposent des limitations sur l'épaisseur du diélectrique et sur sa tenue en tension.

Type condensateur	Matériaux diélectriques	Constante Diélectrique ε_r	Rigidité diélectrique e_v(kV/cm)
Air	Air	1.00059	21
Film	Plastique	2.1 à 6	600 à 4500
	Papier	2 à 6	300 à 600
Electrolytique	Aluminium oxyde d'alumine(AL_2O_3)	8 à 10	6600 à 7700
	Tantale Oxyde de tantale (Ta_2O_3)	10 à 26	6600 à 10000
Verre,Mica, Céramique	Verre	4.8 à 9.9	100 à 400
	Mica	5.4 à 8.7	600 à 1800
	Céramique	12 à 20000	200 à 400

Tableau 1-1. Constante et rigidité diélectrique des principaux matériaux.

- Les condensateurs à air sont peu utilisés actuellement.
- Les condensateurs à film ont un bon comportement aux courants et tension élevés.
- Les condensateurs électrolytiques possèdent une épaisseur de di- électrique faible donc une capacité volumique élevée. Par contre, leurs caractéristiques sont fortement dépendantes de la tempéra- ture et du temps de vieillissement.

Les condensateurs céramiques peuvent avoir une très forte valeur de permittivité relative mais

ne peuvent posséder des couches fines de diélectrique. De plus leur tenue en température est mauvaise. Notons qu'il existe trois classes différentes en fonction de la constantediélectrique.

Lescondensateursaumicautiliséspourlesfaiblesvaleursdecapa- cité ont une très bonne tenue en température. Ils sont parfois rem- placés par les condensateurs au verre compte tenu de leurscoûts.

1.3 CARACTERISTIQUESELECTRIQUE

1.4 DEFINITION

Un matériau est diélectrique s'il ne contient pas de charges électriques susceptibles de se déplacer de façon macroscopique. Autrement dit, c'est un milieu qui ne peut pas conduire le courant électrique. À ce titre, on l'appelle parfois isolant électrique. On compte parmi ces milieux le vide, le verre et de nombreux plastiques. Par exemple, les câbles électriques sont souvent protégés d'un revêtement en plastique pour éviter que le courant électrique puisse en sortir.

Malgré l'impossibilité des milieux diélectriques de conduire le courant, ils présentent de nombreuses caractéristiques électriques. En effet les atomes qui constituent le matériau peuvent présenter des dipôles électrostatiques qui sont susceptibles d'interagir avec un champ électrique. Cette inter- action se traduit par la création d'une polarisation reliée à ce champ électrique, au niveau microscopique, par une polarisabilité, et au niveau macroscopique, par la susceptibilité électrique.

1.4.1 Matériauxisolants

Les matériaux isolants trouvent des applications dans un grand nombre de dispositifs de production, de transport, de distribution etd'utilisation de l'énergie électrique. Ils ont joué un rôle prépondérant dans les progrès faits par les matériels électriques. Ils constituent sans aucun doute les facteurs clés du développement des matériels électrotechniques de demain.

Les matériaux utilisés aujourd'hui sont extrêmement nombreux et variés. Le choix et l'emploi posent les problèmes les plus délicats, il doit répondre à un processus complexe. Le plus difficile à maîtriser est non seulement l'interaction de toute les contraintes que peuvent influer sur la tenue du système d'isolation mais aussi de l'impact sur l'environnement et lasécurité des biens et des personnes.

Les contraintes auxquelles est soumis un système d'isolation sont :

- **Contraintes électriques** : champ électrique, charge d'espace, dé- charge partielle, arborescence électrique, etc.. ..
- **Contraintes thermiques** : échauffement des conducteurs par effet joule et par effet de Foucault, pertes magnétiques(transformateur), pertes diélectriques, etc.. ..
- **Contraintes mécaniques :** effort sur les conducteurs, forces dues aux mouvements (machines tournantes), vibrations, forces de charge (isolateur de ligne), etc.. ..
- **Contraintes climatiques :** rayonnement solaire, intempéries,pollutions (marine, industrielle), humidité, pluie, gel, air, ozone, etc.. ..
- **Contraintes radiatives :** dans les applications nucléaires, spatiale, médicale, résistants aux rayonnement,etc..
- **Contraintes environnementales :** impact sur lenvironnementen termesderejetdetoutenature(gazeux,solides,liquides),latoxicité des produits, traitement en fin de vie (recyclage), etc.. ..



Figure 1.4 – Grandeurs caractéristiques des milieux diélectriques

Les matériaux isolants se présentent selon leurs états sous diverses formes (solides, liquides, gazeux). On les regroupe en deux catégoriesprincipales selon leur nature : les matériaux organiques et les matériaux minéraux ou inorganiques.

1.4.2 Grandeurs caractéristiques des milieuxdiélectriques

Les matériaux diélectriques sont caractérisés en particulier par :

- leur rigiditédiélectrique.
- permittivité diélectrique G.
- leur angle de perte ou tangentedelta.

1.4.3 Utilisations desdiélectriques

Les diélectriques sont utiles dans les condensateurs. Dans le cas, très simple, du condensateur plan, on peut rapprocher les plaques sans risque de contact ou de claquage. On insère ainsi des couches de diélectriques dans les condensateurs industriels, ce qui permet d'augmenter la capacité en diminuant l'encombrement.

D'autre part, si on la soumet à un champ électrique suffisamment puissant, toute substance s'ionisera et deviendra conductrice. Les diélectriques étant plutôt difficiles à ioniser, l'air ambiant devient conducteur avant eux : on peut les employer pour des condensateurs à haute tension.

La plupart des diélectriques sont également transparents dans de larges gammes de fréquences, et sont parfois utilisés pour constituer une couche antireflet, par exemple sur certains modèles de verres de lunette.

1.4.4 Influence de latempérature

Les principales caractéristiques des condensateurs sont en général dépendantes de la température, de la fréquence de la tension.La dépendance à la température est très variable selon le type de diélectrique et la technologie de fabrication du composant. Par exemple pour les condensateurs électrolytiques les températures minimum et maximum d'utilisation sont fixées selon deux critères : la tenue des matériaux aux températures spécifiées et les limites de variation des valeurs électrique du composant.

1.4.5 Courant de fuite et résistanced'isolement

Les matériaux diélectriques des condensateurs ne sont pas des isolants idéaux ; ils peuvent laisser passer un faible courant continu de fuite pour diverses raisons spécifiques à chaque type de diélectrique. La tension aux bornes d'un condensateur chargé chutera lentement à mesure que le courant de fuite évacuera sa charge.

En générale, la résistance d'isolement tend à diminuer à mesure que les valeurs de capacité augmentent. Le courant de fuite augmente avec la hausse de la température.

La relation entre le courant de fuite(LC) et la résistance d'isolement (IR) du diélectrique du condensateur est donnée par la formule simple :

$$I(LC)=V/R(IR) \quad (1\text{-}3)$$

1.4.6 Comportement decharge/décharge

Lorsqu'une tension continue est appliqué à un condensateur en série avec une résistance, le condensateur se charge à une vitesse déterminée par la tension appliquée, l'état de charge par rapport à sa valeur finale, la résistance série ainsi que sa propre capacité. Le produit résistance- capacité, RC, est connu comme la constante de temps du circuit. Pour être précis, la constante de temps RC est le temps nécessaire pour charger le condensateur à 63,2% [5] de la différence entre les valeurs initiale et finale. La même valeur RC régit également le temps nécessaire pour décharger le condensateur à travers la résistance série.

1.4.7 Rigiditédiélectrique

Si la tension à travers un condensateur est trop élevée, le champ électrique finira par provoquer la rupture du diélectrique et par conduire le courant. Avec certains diélectriques, l'effet est permanent, donc le condensateur est détruit.

Certains diélectrique, cependant, peuvent se réparer seuls. Par exemple, les condensateurs à film et à papier avec des électrodes trèsminces peuvent se réparer seuls lorsque l'important courant de claquage réchauffe les couches d'électrodes, ce qui provoque l'évaporation et l'oxydation des métaux loin de la zone affectée, isolant ainsi le chemin du court-circuit du reste du condensateur. Ce processus peut se produire même dans des applications à très haute puissance pouvant atteindre plusieurs kilowatts.

1.4.8 Dissipation del'énergie

Lorsqu'une tension alternative est appliquée dans un condensateur, le courant circule à travers son matériau diélectrique et ses parties conductrices. En pratique, une partie de ce courant est dissipée dans la faible résistance du condensateur. Cette dissipation se manifeste par une augmentation de la température du condensateur. La résistance globale du condensateur, appelée résistance série équivalente (ESR), est la somme de deux éléments :

- Résistance du matériau diélectrique.
- Résistance des pièces conductrices.

1.4.9 Inductance

Les électrodes et les fils de raccordement ou les terminaisons d'un condensateur sont des conducteurs métalliques, auxquels est associée une certaine inductance. Cette inductance a tendance à résister aux variations du courant alternatif à travers le condensateur. Elle est connue sous le nom d'inductance série équivalente ou ESL.

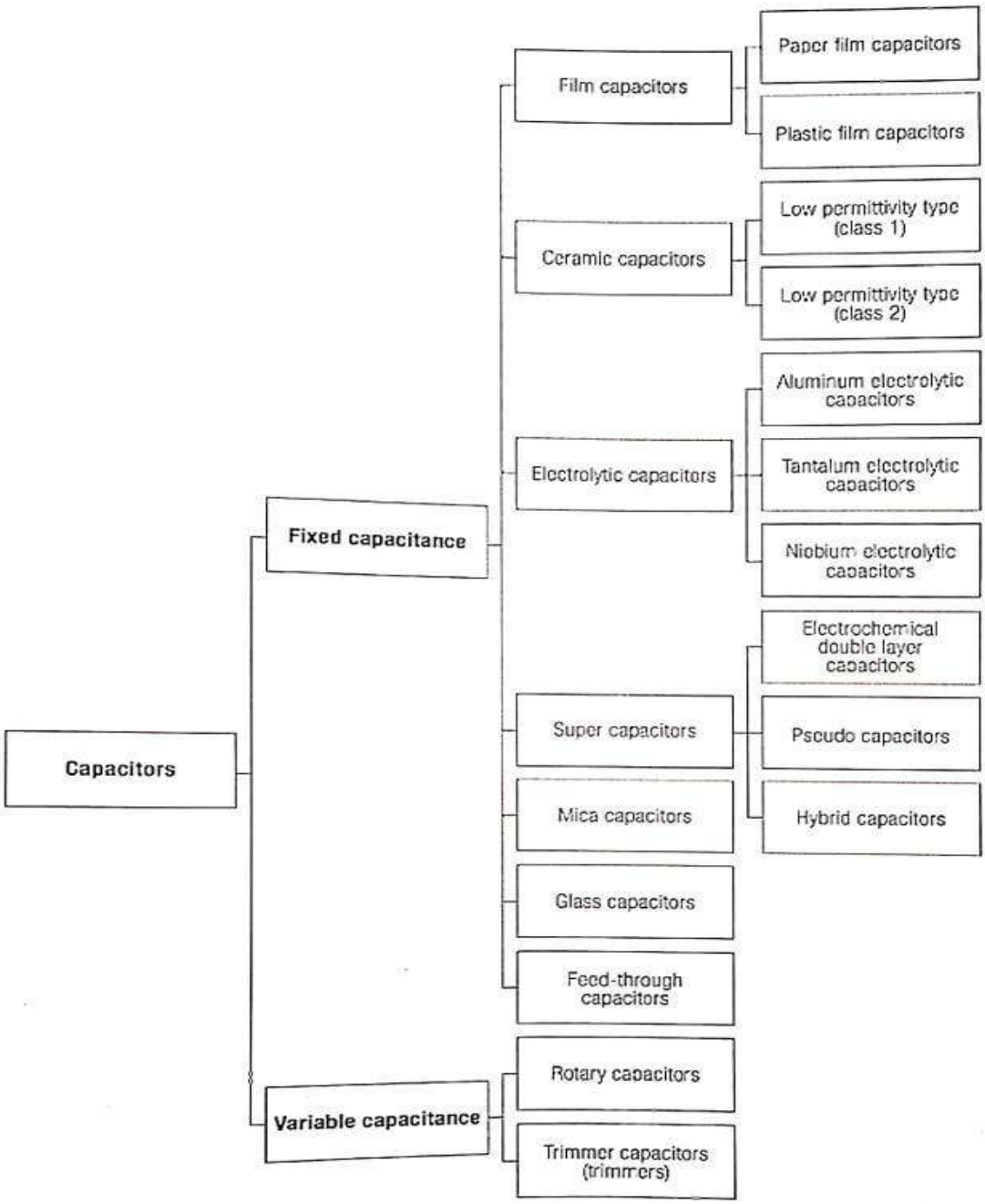


Figure 1.5 – Hiérarchie des types de condensateurs [2].

1.5 LES TYPEDESCONDENSATEURS

1.5.1 Les condensateurs àFilm

Les condensateurs à film utilisent un film plastique mince comme diélectrique ; celui-ci peut être métallisé ou non traité, selon les propriétés requises du condensateur. Ces types offrent stabilité, faible inductance et faible coût. Différentes versions de films sont disponibles : polyester, métallisé, polypropylène, PTFE et polystyrène. Les capacités vont de moins de 1 nF à 30 [5].

Ces types de condensateurs sont non polarisés, ce qui les rend appropriés pour les applications de signaux et de puissance en courant alternatif. Les condensateurs à film peuvent avoir des valeurs de condensateurs de très haute précision, qu'ils conservent plus longtemps que les autres types de condensateurs. Ils sont très fiables et ont une longue durée de vie, avec un processus de vieillissement généralement plus lent que d'autres types tels que l'électrolytique. Ils ont de faibles valeurs ESR et ESL, donc de très faibles facteurs de dissipation. Ils peuvent être conçus pour résister à des tensions de l'ordre du kilovolt et fournir des impulsions de courant de surcharge très élevées.[5].



Figure 1.6 – Condensateurs à Film polyester.

1.5.2 Les CondensateursCéramique

Les condensateurs céramiques utilisent un matériau céramique comme diélectrique. Le condensateur à puces multicouches (MLCC) et le condensateur à disque céramique sont les types les plus couramment utilisés dans l'électronique moderne. Les MLCC sont fabriqués selon la technologie de montage en surface (SMT) et sont largement utilisés en raison de leur petite taille. Les valeurs de capacité se situent généralement entre 1 nF et 1 pF, bien que des valeurs allant jusqu'à 100 soient disponibles. Ils ne sont pas polarisés et peuvent donc être

utilisés dans des circuits AC. Ils ont une grande réponse en fréquence due à de faibles effets parasitaires résistifs et inductifs. [5]

Il existe aujourd'hui deux classes de condensateurs céramiques: la classe 1 et la classe 2. Les condensateurs céramique de classe 1 sont utilisés lorsqu'une grande stabilité et de faibles pertes sont requises. Ils sont trèsprécis et la valeur de la capacité est stable en ce qui concerne la tension, la température et la fréquence appliquées.

Les condensateurs de classe 2 ont une capacité élevée par volume et sont utilisés pour des applications moins sensibles. Leur stabilité thermique est typiquement de 15% dans la plage de température de fonctionnement et les tolérances des valeurs nominales sont d'environ 20 Les MLCC offrent des compacités élevées pour le montage des circuits imprimés, bien qu'il existe également des composants céramiques plus gros qui peuvent résister à des tensions de 2 kV à 100 kV, avec une puissance nominale supérieure à 200 VA. [5]



Figure 1.7 – condensateur céramique.

1.5.3 Les condensateursélectrolytiques

Les condensateurs électrolytiques utilisent un électrolyte pour fournir une plus grande valeur de capacité que les autres types de condensateurs. Presque tous les condensateurs électrolytiques sont polarisés, ils doivent donc être utilisés dans des circuits DC et correctement polarisés. Les condensateurs électrolytiques peuvent être soit des électrolytes humides, soit des polymères solides. Ils sont généralement fabriqués en tantale ou en aluminium. Les condensateurs en aluminium ont généralement des capacités comprises entre 1 et 47 mF, avec une tension de fonctionnement allant jusqu'à quelques centaines

de volts DC. Cependant, les super condensateurs, parfois appelés condensateurs à double couche, sont également disponibles avec des capacités de centaines ou de milliers de farads.[5]

Les inconvénients comprennent des courants de fuite importants, de grandes valeurs de tolérance généralement de 20%, une résistance de série équivalente et une durée de vie limitée. Les valeurs de capacité dérivent également au fil du temps. Les condensateurs peuvent surchauffer ou même exploser s'ils sont soumis à des tensions de polarité inverse.

Les condensateurs électrolytiques sont utilisés dans des applications qui ne nécessitent pas de tolérances restreintes et de polarisation AC, mais qui nécessitent des valeurs de capacité élevées. Il peut s'agir, par exemple, d'étages de filtrage dans les alimentations pour éliminer l'ondulation AC, ou d'un filtre passe-bas pour les signaux DC ayant une faible composante AC pour le lissage d'entrée et de sortie.

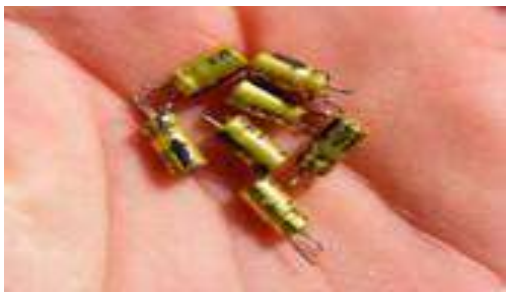


Figure 1.8 – Condensateur électrolytique.

1.5.4 LesSupercondensateurs

Les supercondensateurs sont un type de condensateurs électrolytiques, comme décrit ci-dessus. Ils peuvent stocker de très grandes quantités d'énergie électrique en utilisant deux mécanismes : la capacité double couche et la pseudo-capacité. Le premier est électrostatique, tandis que le second est électrochimique, de sorte que les supercondensateurs combinent les caractéristiques des condensateurs normaux avec celles des batteries ordinaires.

En fait, ils sont utilisés comme alternatives aux batteries dans de nombreuses applications, y compris les systèmes de récupération d'énergie cinétique automobile (KERS), les flashs photographiques et les mémoires RAM statiques. Les possibilités d'avenir comprennent les téléphones portables, les ordinateurs portables et les voitures électriques ; leur plus grand avantage est leur taux de recharge très rapide, qui permet de recharger une voiture électrique en quelques minutes.

Cette technologie permet d'atteindre des valeurs de capacité jusqu'à 12000 F [6]. Ils ont des temps de charge et de décharge très rapides, comparables à ceux des condensateurs ordinaires, en raison de leur faible résistance interne. En revanche, les batteries peuvent prendre jusqu'àplusieurs heures avant d'être complètement chargées. Les super condensateurs ont également des puissances spécifiques 5 à 10 fois supérieures à celles des batteries, par exemple 10 kW/kg contre 1 à 3 kW/kg pour les batteries Li-ion. Les supercondensateurs ne chauffent pas autant que les batteries lorsqu'ils sont maltraités et ont une durée de vie pratiquement illimitée, contrairement aux batteries qui disposent généralement d'environ 500 cycles. [6]

Lesinconvénientsdessupercondensateurs comprennent une faible énergie spécifique (Wh/kg), une tension de décharge linéaire (un supercondensateur conçu pour une sortie de 2,7 V tomberait à 1,35 V à une décharge de 50%, par exemple) et des coûts élevés. Cela a empêché jusqu'à présent le remplacement des batteries par des supercondensateurs dans la plupart des applications. [5]

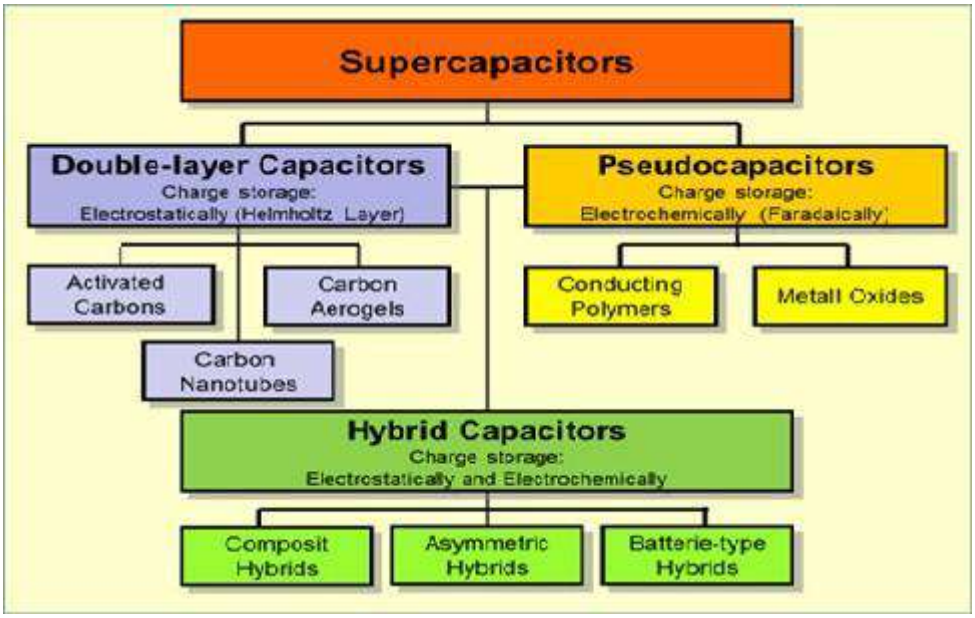


Figure 1.9 – Technologies de super condensateur.[5]

1.5.5 Les condensateursMica

Les condensateurs mica aujourd'hui sont des condensateurs mica argenté, fabriqués en interposant des feuilles de mica recouvertes de métal sur les deux faces. Les valeurs de capacité sont faibles, généralement de quelques pF à quelques nF, bien que les plus grands types mica puissent atteindre 1 F. Les tensions nominales sont généralement de

100 à 1000 volts, bien que certains condensateurs puissent atteindre 10 kV pour les applications d'émetteurs RF. Ils sont également utilisés dans d'autres applications hautes tension, en raison de leur tension de claquage élevée.

Ils sont à faible perte, permettant une utilisation à haute fréquence, sont fiables, et leur valeur reste stable dans le temps. Les condensateurs sont également stables sur de larges plages de tension, de températureet de fréquence. Ils ont généralement une valeur capacitive relativement faible. Ils sont précis, avec de faibles tolérances de +/- 1 %. Cependant, les condensateurs sont encombrants et coûteux. [5]



Figure 1.10 – Condensateurs mica argenté.

1.5.6 Les condensateurs enVerre

Les condensateurs en verre sont utilisés dans les circuits RF où la per- formance ultime est requise. Ils offrent un faible coefficient de température sans hystérésis, un taux de vieillissement nul, aucun bruit piézoélectrique et des pertes extrêmement faibles. Ils ont également une grande capacité de courant RF, avec des températures de fonctionnement élevées, atteignant souvent 200 C. [5]

1.5.7 Les condensateurs àTraversée

AVX propose une gamme de condensateurs à traversées, disponibles en taille standard 0805 et 1206. Ces condensateurs sont des choix idéaux pour la suppression des interférences électromagnétiques, le filtrage des E/S à large bande ou le conditionnement des lignes électriques V DC. La construction unique d'un condensateur à traversées fournit une faible inductance parallèle et offre une excellente capacité de découplage pour tous les environnements à haute di/dt et permet une réduction significative du bruit dans les circuits numériques jusqu'à 5 GHz. AVX propose

des condensateurs à traversée de qualité automobile conformes à la norme AEC-Q200. Ces condensateurs sont disponibles en diélectriques NP0 et X7R avec des options de terminaisons incluant Ni et Sn plaqués. [5]

CONCLUSION

Lecondensateurestuncomposantélectroniqueélémentaire.Constitué de deux armatures conductrices appelées « électrodes » en influence to- tale et séparées par un isolant polarisable ou « diélectrique ».Sa propriété principale est de pouvoir stocker des charges électriques opposées sur ses armatures. La valeur absolue de ces charges est proportionnelle à la valeur absolue de la tension qui luiappliquée.

Le condensateur est utilisé principalement pour :

- Stabiliser une alimentation électrique (il se décharge lors des chutes des tension et se charge lors des pics detension).
- Traiter des signaux périodiques (filtrage. . .).
- Séparer le courant alternatif du courant continu, ce dernier étant bloqué par lecondensateur.
- Stocké de l'énergie, auquel cas on parle desupercondensateur.

La caractéristique particulière de ce composant et la permittivité du diélectrique ou de son isolant dont dépond particulièrement sa capacité.

LES RESEAUX DE NEURONES 2

2.1 INTRODUCTION

Il existe plusieurs technologies dans la vie courante qu'on permis aux scientifiques d'élaborer et de perfectionner des concepts pour différents domaines, dont il existe un concept qui est utilisée dans plusieurs domaines de recherches et de différents manières, ce concept est celle de réseaux de neurones (artificiels) RNA.

Les réseaux de neurones artificiels sont présentés comme la vague du futur en informatique. Ce sont en effet des mécanismes d'auto apprentissage qui ne nécessitent pas les compétences traditionnelles d'un programmeur.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeur élémentaire fonctionnant en parallèle. Chaque processeurélémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau. [7]

Dans ce chapitre on va commencer par une explication du modèle biologique du et aussi le neurone formel, qui est suivi de quelques définitions réseaux de neurones artificiels. Ensuite, nous pourrons étudier comment est architecte une réseau de neurones artificiels, ainsi la structure d'interconnexion, les types d'apprentissages des réseaux de neurones sur tous les plus utilisés (perceptron multicouches), nous pourrons enfin voir comment créer et manipuler, avec Matlab, de tels réseaux : comment créer le réseau, comment définir ses propriétés, comment l'entrainer, et enfin, comment l'utiliser.

2.2 LENEURONE

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. Les dendrites 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. En faitla transmission entre deux neurones n'est pas direct, il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'Angströms 10^9 entre l'axone du neurone afférent et le dendrites (on dit une dendrite) du neurone efférent. La jonction entre un couple de neurone est appelée la synapse.[7]

Les réseaux de neurones, communément appelés des réseaux de neurones artificiels sont des imitations simples des fonctions d'un neurone dans le cerveau humain pour résoudre des problématiques d'apprentissage de la machine (Machine Learning).

Le neurone est une unité qui est exprimée généralement par une fonction sigmoïde.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (2\text{-}1)$$

2.3 BASESBIOLOGIQUE

Le neurone est le processeur élémentaire du cerveau. Chaque neurone traitre L'information qui lui parvient localement, puis transmet aux autres neuronesqui lui sont connectés l'information qu'il a traitée. Ces cellules peuvent apprendre en changeant l'intensité de leur connexion avec d'autres cellules ou détruire ou même créer de nouvelles connexions. Elles peuvent aussi changer leur(s) règle(s) de traitement de l'information. Ce processus de changement est appelé apprentissage et joue un rôle fondamental dans le comportement du neurone.[8]

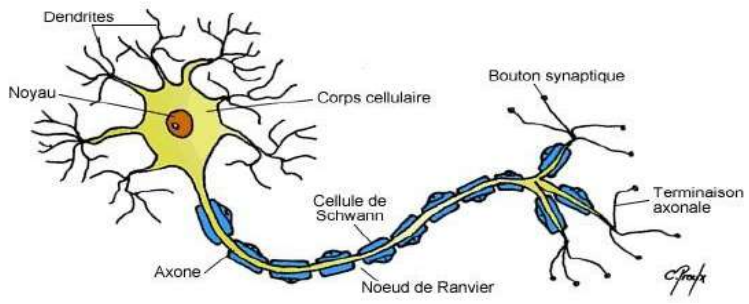


Figure 2.1 – Représentation d'un neurone réel.

La figure montre la représentation graphique d'un neurone. D'après la figure ,vous pouvez constater que le neurone est composé des parties suivantes:

Corps cellulaire : Noyau duneurone.

- Dendrites : Récepteurs principaux duneurone.
- Axone : Fibre nerveuse de transport pour les signaux émis par le neurone.
- Synapse : Connexion entre la dendrite et l'axone de deux neurones. [8]

2.4 NEURONEFORMEL

2.4.1 **Définition**

Neurone formel est un processeur élémentaire qui réalise une somme pondérée des signaux qui lui parviennent. Cette valeur est comparée à un seuil et la sortie du neurone est une fonction non linéaire. [9]

La fonction de cet neurone est non linéaire de ses variables d'entrés. Naturellement, un réseau de neurones est la combinaison des fonctions non linéaires de deux réseaux de neurones ou plus. », [11] Les variables du neurone sont souvent appelées entrées du neurone et sa valeur est sa sortie.

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 de l'entrée du réseau de neurone.[7]

2.4.2 **Lesparamètres**

Les paramètres sont affectés aux entrées des neurones, la sortie du neurone est une structure non linéaire des entrées xi, pondérées par les paramètres Wi, assez appelées poids.

Le potentiel v le plus fréquemment utilisé est la somme pondérée des entrées, avec un terme constant supplémentaire appelé « biais ». [10] Soient :

- d : la dimension de l'espace desentrées.
- Pi : un vecteurd'entrée.
- w : un vecteur depoids.
- b : lebiais.
- v : un coefficient (<0.05).
- e :l'erreur

On peut définir la sortie du réseau ainsi :

$$\underset{n=1}{Y}(pi)=\sum^{d} \quad (W_j \times P_i,j)+b=W \times Pi+b \qquad (2\text{-}2)$$

L'erreur=la cible(n)-la sortie(n)

Les formules à appliquer pour mettre à jour les poids et biais lorsque l'on entre un individu dans le réseau sont donc :

$$W_{new}= W_{old}+ 2 \times v \times e(Pi) \times Pi \; b_{new}= b_{old}+ 2 \times v \times e(Pi) \times Pi \qquad (2\text{-}3)$$

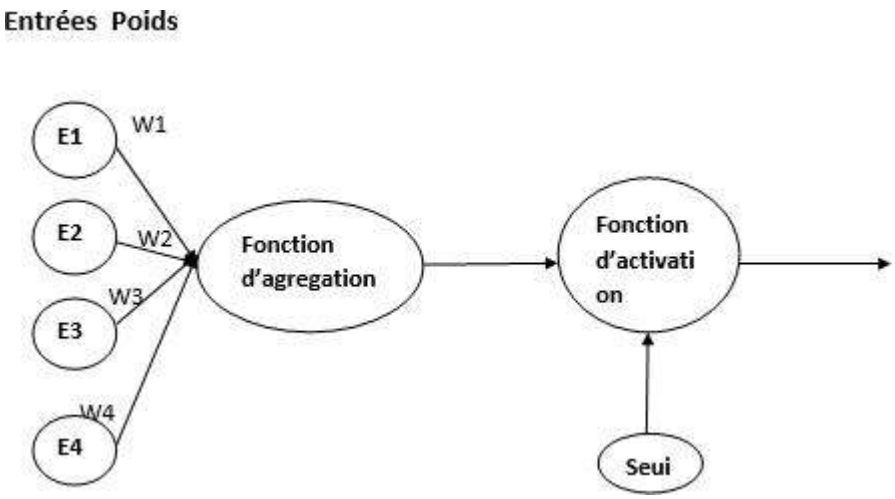


Figure 2.2 – Modèle de base d'un neurone formel

Nous pouvons définir un neurone par les trois éléments suivants [8] :

- La fonction d'entrée totale qui définit traitement primaire effectué sur les entrées.
- La fonction d'activation (dans ce cas sigmoïde) du neurone qui définit son état interne en fonction de son entrée.
- La fonction de sortie qui calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation.

2.4.3 **Principe defonctionnement**

Un neurone reçoit des entrées et fournit une sortie, grâce à différentes caractéristiques :

Des poids accordés a chacune des entrées, permettant de modifier l'importance de certaines par rapport aux autres.

Une fonction d'agrégation, qui permet de calculer une unique valeur à partir des entrées

et des poids correspondants.

Un seuil (ou biais) ; permettant d'indiquer quand le neurone doit agir.

Une fonction d'activation, qui associe à chaque valeur groupée une unique valeur de sortie dépendant su seuil.[11]

2.4.4 **Architecture de réseaux deneurones**

L'architecture d'un réseau de neurones définit son fonctionnement et joue un rôle important dans son comportement. Elle est en fonction de ses couches et de la structure des connexions de ses neurones, ces paramètres permettent de distinguer les différents classes et/ou types d'architecture neuronales. [12]

Ces réseaux de neurones se composent de neurones artificiels ou bien de neurones a taux de décharge ou explicite. Ces modèles permettent de décrire l'activité (taux de décharge instantané) d'une population de neurones. Le réseau reçoit des entrées qu'il vient moduler plusieurs paramètres (taux d'apprentissage, nombres de neurones), afin de fournir ainsi une réponse. [13]

Donc il existe deux grands types d'architecture de réseaux de neurones :

1. **Réseaux statique** : Ce type de réseaux est organisé généralement en couches de neurones. Chaque neurone d'une couche reçoit ses entrées à partir des neurones de la couche précédente ou tout simple- ment de l'entrée du réseau. Dans tels réseaux il n'existe pas de feedback (boucles de retour d'information). Le traitement des données se fait dans un seul sens et le flux d'information circule directement vers la couche de sortie a partir de la couche d'entrée, le traitement est donc réalisé en boucle ouverte (BO).
2. **Réseaux dynamiques** : Les réseaux dynamiques ou bien récurrents sont les réseaux qui peuvent avoir des boucles (feed-back) entre mes neurones. En général, la sortie de chaque neurone peut être envoyée vers l'entrée de tous les autres neurones du réseau. Ainsi, ces boucles ramènent l'information en postulat de la couche de sortie sur la couche d'entrée simultanément avec le signal d'entrée présent au même instant.

Un réseau dynamique peut donner une sortie différente en lui pré- sentant la même entrée à des instants différents, contrairement aux réseaux statiques qui donnent la même sortie pour une même entrée. Au début, ces réseaux étaient assez utilisés pour les problèmes de classification et de mémorisation. Maintenant, dans plusieurs travaux la structure interne

dynamique de ces réseaux est exploitée pour l'identification ou la commande des systèmes dynamiques.

2.4.5 **Structure d'interconnexion(topologique)**

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

1. **Réseau multicouche (au singulier) :** Les neurones sont arrangés par couche.Iln'yapasdeconnexionentreneuronesd'unemêmecouche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avalent(fig.3). Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nouspermetd'introduirelanotiondesensdeparcoursdel'information (de l'activation au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelés couchescachées.

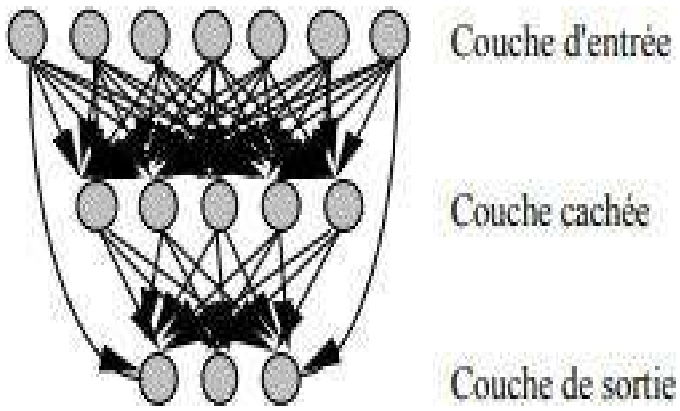


Figure 2.3 – Réseau multicouche classique.

2. **Réseau a connexions locales :** Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretien des relations

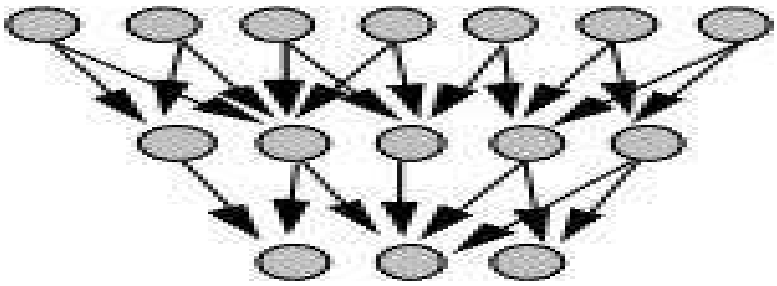


Figure 2.4 – Réseau multicouche à connexionlocal.

Avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique.

3. **Réseau à connexion récurrentes :** Les connexions récurrentes ra- mènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales.

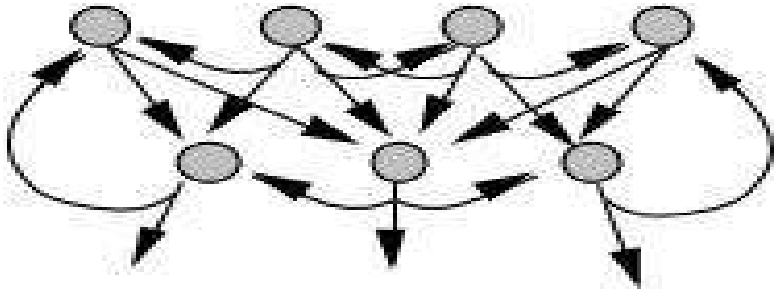


Figure 2.5 – Réseau à connexion récurrentes.

4. **Réseau à connexion complète :** C'est la structure d'interconnexion la plus général (fig.6). Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau (et àlui-même).

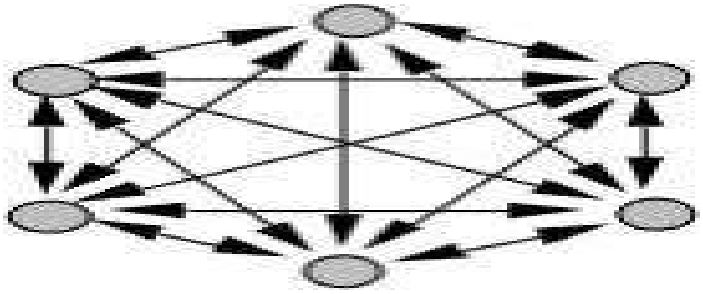


Figure 2.6 – Réseau à connexion simple.

Il existe de nombreuse autres topologies possibles, mais elles n'ont pas eu à ce jour la notoriété des quelques-unes que nous avons décrites ici. [14]

2.5 APPRENTISSAGE DES NEURONESARTIFICIELS

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Elle ne concerne surtout pas tous les modèles, mais ceux qui les plus utilisés. Une fois qu'un réseau a été structuré pour une application particulière, ce réseau est prêt à être formé. Pour démarrer ce processus, les poids initiaux sont choisis de manière aléatoire. Ensuite, l'apprentissage commence.

2.5.1 **Définition**

L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Il est sou- vent impossible de décider à priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. A l'issu de l'apprentissage, les poids sont fixés : c'est alors la phase d'utilisation.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il existe deux approches d'apprentissage on va les expliquer en bas.

2.5.2 **Exemple de la modélisation d'un processus non linéaire**

La (figure 2.7) représente le système d'apprentissage pour la modélisation d'un processus : le but est d'estimer les coefficients du réseau pré- dicteur. Les séquences d'apprentissage sont constituées de la séquence des commandes u(k) appliquées au processus et au prédicteur, et de la séquence des sorties désirées pour le prédicteur, qui sont les sorties yp(k) mesurées sur le processus. Les coefficients sont estimés de manière à minimiser une fonction de coût définie à partir de l'écart yp - y, à l'aide d'un algorithme d'apprentissage approprié.

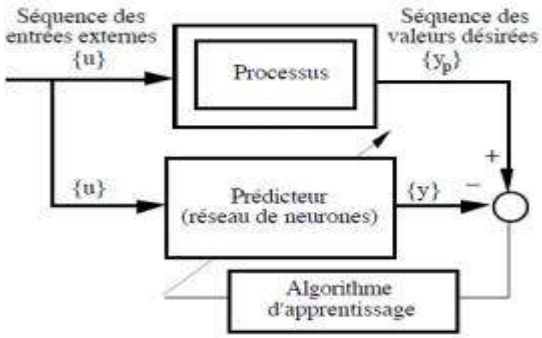


Figure 2.7 – système d'apprentissage pour la modélisation d'un processus.

2.5.3 **Minimisation de la fonction decoût**

Puisque nous utilisons des réseaux de neurones, les sorties du système subissant un apprentissage sont en général des fonctions non linéaires des coefficients à estimer. La recherche du minimum de la fonction de coût ne peut s'effectuer à l'aide des moindres carrés ordinaires, et demande donc l'utilisation de méthodes de programmation non linéaire.

Au-delà des aspects techniques de ces algorithmes, il faut retenir leur caractère générique : l'un des atouts majeurs des réseaux de neurones réside dans le fait que les algorithmes d'apprentissage sont applicables pour tout réseau mis sous forme canonique. Ainsi, le concepteur a toute liberté dans le choix de l'architecture la mieux adaptée au problème posé, il sait que, quelle que soit la structure du réseau, il pourra toujours utiliser la même panoplie d'algorithmes d'apprentissage ; cette souplesse permet notamment de concevoir des réseaux dont l'architecture est très fortement guidée par la physique du processus à modéliser et/ou à commander, exprimée par les équations des modèles de connaissance. La généricité des algorithmes rend ainsi possible la conception de modèles neuronaux de connaissance.

On appelle « apprentissage » des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres des neurones du réseau, afin que celui-ci remplisse aux niveaux la tâche qui lui est affecté.

Dans le cadre de cette définition, on peut distinguer deux types d'apprentissage : l'apprentissage « supervisé » et l'apprentissage « non supervisé ».

1. **Apprentissage supervisé :** Apprentissage supervisé implique un mécanisme fournissant au réseau le résultat souhaité, soit en évaluant manuellement les performances du réseau, soit en fournissant les résultats souhaités avec les entrés. La grande majorité des réseaux utilisent l'apprentissage supervisée. Les coefficients synaptiques sont évalués en minimisant l'erreur (entre sortie souhaitée et sortie obtenue) sur une base d'apprentissage.[15]

2. **Apprentissage non supervisé :** Apprentissage non superviséest l'endroitoùleréseaudoitdonnerunsensauxentréessansaideextérieure, il est utilisé pour effectuer une caractérisation initiale des entrées. On ne dispose pas de base d'apprentissage. Les coefficients synaptiques sont déterminés par rapport à des critères de conformité : spécifications générales. [15]

2.5.4 **Règlesd'apprentissage**

Un réseau de neurone artificiel, comme le cerveau animal, apprendre à réagir correctement à un stimules provenant de l'extérieur. Le principe de l'apprentissage consiste à soumettre le réseau à un stimules dont on connait la réponse souhaitée, autant de fois qu'il lui est nécessaire à la modification des poids des connexions, jusqu'à obtention de la bonne réponse.

Il existe plusieurs règles de modification des poids, les principales sont [16]

- la règle deHebb
- la règle deHebb

1. **LarègledeHebb:**Valablepourleperceptron,reposesurleprincipe suivant : si deux neurones connectes entre eux sont activés aumême temps, la connexion qui les relie doit être renforcée. Dans le cas contraire elle n'est pasmodifiée.

Lorsque les poids sont modifiés, ils sont augmentés de la quantité M'AiAj pour un pas d'apprentissage. Ai et Aj représentent l'activation des deux neurones, et leur produit vaut 0 ou 1, M est constante numérique, appelée Taux d'apprentissage. [16]

2. **La règle de widrow-Hoff :** Proposé en 1960, repose sur un principe de minimisation d'erreurs quadratiques, l'erreur d'une couche étant la différence entre la réponse fournie et la réponse attendue. La modification des poids est réalisée de façon itérative, suivant une méthode de retro propagation de gradient del'erreur.

On considère deux paramètres d'apprentissage. M identique au paramètre de la règle de Hebb, correspondant à une vitesse d'apprentissage qui conditionne la précision obtenue dans le traitement de problèmes de classification. Un paramètre de seuil, fournissant une limite en dessous de laquelle l'erreur n'est plus rétro propagée, permet d'augmenter la vitesse de convergence du réseau.

Le gradient des erreurs est calculé en dérivant l'erreur quadratique E(i) par rapport au poids, ce qui nécessite une fonction d'activation dérivable. Dans ce cas les fonctions de Heaviside, seuil, et linéaire ne sont plus utilisables. On utilise alors fonction sigmoïde. [16]

2.6 FONCTIONNEMENT

2.6.1 **Perceptron d'une seulecouche**

Avant d'aborder le comportement collectif d'un ensemble de neurones, nous allons présenter le perceptron (un seul neurone) en phase d'utilisation. L'apprentissage ayant été réalisé, les poids sont fixes. Le neurone de la figure 78 réalise une simple somme pondérée de ses entrées, compare une valeur de seuil, et fourni une réponse binaire en sortie. Par exemple, on peut interpréter sa décision comme classe 1 si la valeur de x est +1 et classe 2 si la valeur de x est -1.

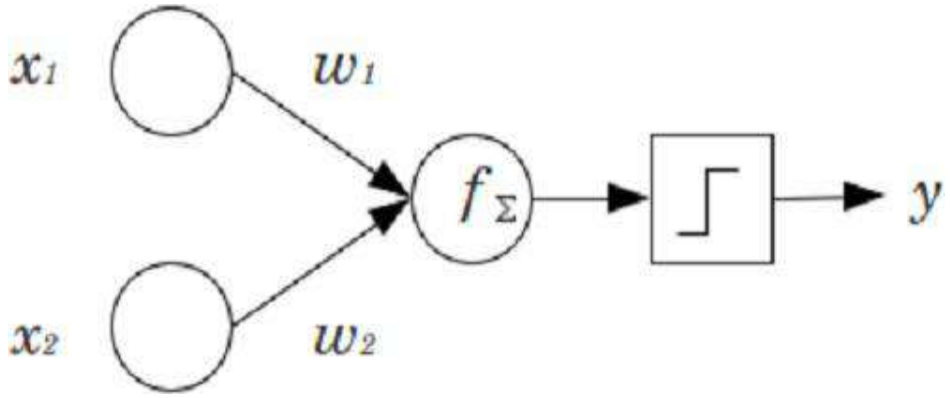


Figure 2.8 – Le Perceptron : structure et comportement.

2.6.2 **Perceptronmulticouche**

D'une façon générale, un perceptron multicouche (Multi layer Perceptron) contient une couche d'entrée, une ou plusieurs cachées, chargées des calculs possédant une fonction d'activation et une couche de sortie. La couche d'entrée représente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système, elle ne contient aucun neurone tandis que les couches suivantes sont des couches de neurones. La couche de sortie correspond aux sorties du système. [17]

Dans le modèle de Perceptron MultiCouches, les perceptrons sont organisés en couches. Les Perceptrons multicouches sont capables de traiter des données qui ne sont pas linéairement séparables avec l'arrivée des algorithmes de rétro propagation, ils deviennent le type de réseaux de neurones le plus utilisé.

L'utilité de plusieurs couches cachées n'a pas été démontrée. La figure 8 illustre la structure

d'un PMC présentant quatre neurones en entrée, trois neurones sur la couche cachée et deux en sortie. [18]

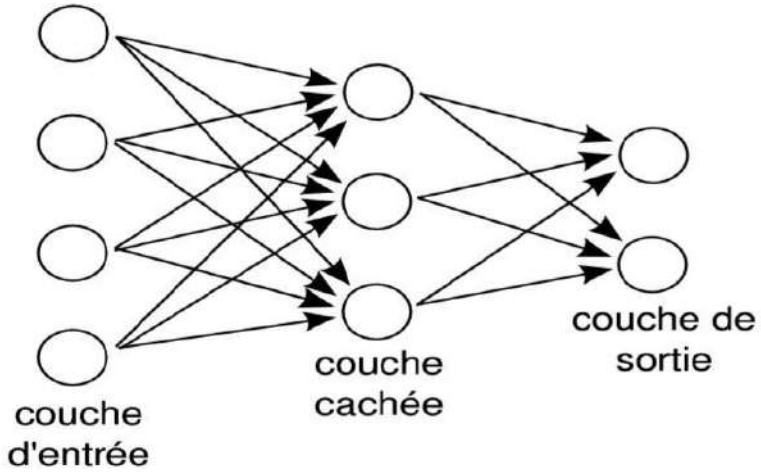


Figure 2.9 – Modèle du perceptron Multicouche

Lorsque tous les neurones d'une couche sont connectés aux neurones de la couche suivante, on parle alors de couches complètement connectées. Les équations de propagation décrites plus haut s'appliquent à tous les neurones.

Cependant, le passage d'une couche à l'autre peut être formalisé sous forme matricielle. Soit un PMC dont le nombre de neurones sur la couche d'entrée est n0, n1 sur la couche cachée et n2 sur la couche de sortie. Les poids de la couche cachée peuvent s'écrire sous la forme d'une matrice$W \in Rn1 \times n0$.

Pour un vecteur X Rn0 présenté en entrée, le vecteur potentiel V et le vecteur de sortie Y pour la couche cachée s'écrivent donc :

$$V = WX \qquad (2\text{-}4)$$
$$Y = \Phi(V) \qquad (2\text{-}5)$$

Avec Φ est une fonction d'activation. La sortie de la couche cachée devient ensuite l'entrée de la dernière couche. [18]

2.6.3 **Rétro propagation du gradient pour un perceptronmulticouche**

La rétro propagation du gradient s'applique de manière récursive de la couche de sortie à la couche d'entrée. L'initialisation se fait donc par le calcul de l'erreur à la sortie de la dernière couche. Soit l'échantillon d'apprentissage X Rn0, et le vecteur de sortie désiré D Rn0. L'erreur sur la couche de sortie peut être définie comme précédemment :

$$L=1/2||Y2-D||^2 \qquad (2\text{-}6)$$

Où le vecteur Y2 représente la sortie du PMC (i.e. la sortie de la couche2). De manière immédiate le gradient de l'erreur en sortie peut être calculé :

$$\Delta l/\Delta y2=Y2\text{-}D \qquad (2\text{-}7)$$

La rétro propagation du gradient s'applique alors récursivement de la couche de sortie à la couche d'entrée. Pour une couche dont X est le vecteur d'entrée, V le potentiel, W la matrice de poids et Y la sortie, la rétro propagation s'écrit donc :

$$\Delta L/\Delta V=(\Delta L/\Delta Y)(\Delta Y/\Delta V) \qquad (2\text{-}8)$$

$$=\Phi(V)(\Delta L/\Delta Y) \qquad (2\text{-}9)$$

$$\Delta L/\Delta X=(\Delta L/\Delta V)(\Delta V/\Delta X) \qquad (2\text{-}7)$$

$$=W^T(\Delta L/\Delta V) \qquad (2\text{-}8)$$

2.6.4 **Mise à jour despoids**

Une fois la rétro propagation du gradient effectuée pour toutes les couches, les matrices de poids sont mises à jour :

$$w= w-\lambda dw \qquad (2\text{-}10)$$ Où est le taux d'apprentissage. [18]

2.7 ETUDECOMPARATIVE ETSYNTHESE

2.7.1 **Étudecomparative**

Plusieurs travaux ont été élaboré par des auteurs qui ont pour objectif de comparer les différents types des réseaux de neurones [19]. En se basant sur ces travaux, cette partie résume les avantages est les inconvénients de chaque architecture des réseaux de neurones les plus utilisés.

Ci-dessous on montre les avantages et les inconvénients de quelques architectures des réseaux de neurones :

1. Perceptron simple (Avec une description d'un seul neurone, apprentissage supervisé):

Architecture simple par contre les inconvénients il n'accepte pas les données bruitées et la classification non linéaire.

2. Perceptron multicouche (avec une description plusieurs neurones organisés en couche et sortie de neurones sigmoïde où l'apprentis- sage est supervisé):

Accepte les données bruitées et la classification non linéaire, représentation globale de l'espace ainsi qu'il a une architecture simple parcontre les inconvénients ce que il classe les éléments quin'appartiennent à aucune classe à la classe la plus proche aussi le nombre de couche caché et des neurones dans les couches cachés estindéfini.

2.7.2 **Synthèse**

Le choix de réseau de neurones dépend principalement de quatre critères qui sont :

- la fonction à remplir : régression ou classification.
- la performance des ressources sur lesquelles on va implémenter notre réseau de neurones (ordinateur, carte électronique...).
- La précision voulue : Ceci s'exprime par le taux d'erreur commis lors de la phase detest.
- le degré de maîtrise de système traité : l'existence d'une base de don- nées contenant les variables d'entrées et toutes les classes correspondante.

2.8 DEEPLEARNING

L'apprentissage profond (deeplearning) est une notion issue du fait que les réseaux neurones disposaient de plus en plus de couches cachées et que les nombres élevés de couches devenait une source de problèmes. En effet, à partir d'un nombre de couches, le réseau neuronal n'était plus capable d'assimiler les informations et d'apprendre correctement.

Des solutions ont été apportées à ces problèmes et les réseaux de neurones sont de plus en plus dotées de couches multiples et capables d'apprendre. Tous ces types de réseaux de neurones peuvent être regroupés sous la notion « deeplearning ».[20]

Vers une troisième génération des réseaux de neurones pour le machine Learning : une introduction aux « spiking neural networks »

La troisième génération des réseaux de neurones dénommée « Spiking neural networks » vise à rapprocher la neuroscience et le Machine Learning. L'idée consiste à représenter les procédures biologiques différentes capables de traiter des événements ponctuels au lieu d'événements à valeur continue, c'est-à-dire, lorsqu'un neurone dépasse une certaine valeur, il émet un signal et la valeur retombe à son potentiel initial. C'est ce phénomène que les réseaux de neurones de troisième génération veulent saisir et prendre en considération.

Dès lors, les réseaux de neurones de 3ème génération changent complètement l'objet de l'étude de machine Learning qui se basait initialement sur une suite de valeur continue. Ceci dit, à ce stade on pourrait croire que la troisième génération des réseaux de neurones serait synonyme de régression plutôt que de progrès. Toutefois, le fait de saisir les pics de valeurs augmente la capacité du traitement des données spatio-temporelles. Ainsi, il a été prouvé que la nouvelle génération des réseaux de neuroness'avère bien plus performante que les générations précédentes.

Or, leur utilisation n'est guère répandue dû à l'absence d'une méthode d'apprentissage supervisé. La complexité de l'élaboration d'une méthode d'apprentissage supervisé réside dans la méconnaissance initiale du fonctionnement de la méthode d'apprentissage du cerveau humain. Bien qu'on sache représenter le phénomène biologique pour saisir les pics des valeurs, les recherches n'ont pour l'instant pas pu reproduire le fonctionnement intrinsèque responsable de ces pics.

Les « Spike Neuronal Networks » sont également très énergivores et ils demandent à simuler différents calculs d'équations. Dès lors, la durée de vie de l'application des réseaux de neurones demeure très incertaine sachant qu'ils existent principalement que dans le discours théorique et que les applications pratiques se font rares. [20]

2.9 MISEENŒUVRE

Les réseaux de neurones sont actuellement réalisés de nombreuses manières différentes. En général, on utilise au simulateur sur un ordinateur séquentiel conventionnel. Cependant, pour obtenir les meilleurs résultats, il est nécessaire de les implémenter physiquement en tenant compte qu'ils sont massivement parallèles, chaque neurone peut être vu comme un processeur indépendant, aux fonctions très simples. Le problème auquel on est confronté actuellement est celui des connexions. Il est très coûteux de réaliser un circuit électronique à très forte connectivité en VLSI (Very Large ScaleIntegration). Cependant, des études montrent que des implémentations électroniques des réseaux sont réalisables et prometteuses.

En attendant les résultats de ce développement technique, on utilise des simulateurs sur des ordinateurs digitaux. Ces derniers sont générale- ment dénommés neuro-ordinateurs programmables. Les plus performants sont, bien entendu, ceux qui peuvent travailler en parallèle. Malgré cela et d'autres améliorations comme des cartes accélératrices, ces neuro-ordinateurs ne peuvent rivaliser avec une implémentation spécifique. [21]

A. Modélisation statique On peut trouver de nombreux exemples d'utilisations des réseaux de neurones pour la modélisation de phénomènes statiques. Ainsi, dans le domaine des « relations structure- activité » (ou Q.S.A.R. pour quantitative structure- activité relations), les réseaux de neurones permettent de prévoir une propriété d'une molécule (caractérisée par un nombre réel) à partir de descripteurs chimiques de cette molécule (qui sont eux-mêmes des nombres réels). Par exemple, il est possible de prédire la solubilité dans l'eau, le point d'ébullition, le coefficient de partage eauoctanol, ou toute autre propriété caractérisée par un nombre, en fonction de descripteurs tels que la masse moléculaire, le moment dipolaire, la charge portée par les divers atomes, le « volume » de la molécule, etc. Certains de ces descripteurs sont mesurables, d'autres sont calculés par des méthodes semi-empiriques. On peut imaginer de nombreuses extensions de cette approche : prédiction de propriétés pharmacologiques de molécules, formulation de mélanges, prédiction de propriétés mécaniques ou optiques de matériaux, etc. [22]

B. Modélisation dynamique La propriété d'approximation universelle parcimonieuse qui est celle des réseaux de neurones peut avantageusement être mise à profit pour la modélisation dynamique non linéaire de processus trèsdivers.

On distingue habituellement :

les modèles « boîtes noires », qui sont établis uniquement à partir des mesures effectuées sur le processus étudié, sans intervention d'autresconnaissances

les modèles de connaissances, dont l'expression mathématique, comprenant un petit nombre de paramètres ajustables, résulted'uneanalyse(physique,chimique,biologique,économique, etc.) duprocessus.

Les réseaux de neurones sont souvent utilisés comme des modèles boîtes noires. Néanmoins, ils peuvent aussi mettre en œuvre des connaissances, constituant ainsi un excellent compromis entre les modèles boîtes noires et les modèles de connaissances : on les appelle alors modèles neuronaux de connaissances. [22]

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contexte de notre travail où nous avons vu un aperçu général sur les réseaux de neurones. Nous avons présenté les propriétés fondamentales des réseaux de neurones qui justifient l'intérêt croissant qui leur est accordé et que sont capable d'intervenirdanslarésolutiondenombreuxproblèmesdelamodélisation ainsi que laclassification.

Pour obtenir des bons résultats, la mise en œuvre des réseaux de neurones nécessite quelques précautions :

- Les réseaux de neurones sont des approximâtes parcimonieux des fonctions non linéaires, il faut donc s'assurer que le modèle est non linéaire. Pour un modèle linéaire, la mise en œuvre d'un modèle polynomial par exemple plus simple et moins couteuse en temps de calcul que les réseaux deneurones.

- Une séquence d'apprentissage, de test et de validation suffisamment riche (disposer des données suffisamment nombreuses et représentatives, déterminer les paramètres qui ont une influence significativesur leproblèmeàrésoudre),etunalgorithmed'apprentissageperformant.

APPLICATIONSETRESULTATS 3

3.1 INTRODUCTION

Les réseaux de neurones sont déjà largement exploités dans les domaines de classification et de reconnaissance de formes. Leurs sorties approximent en effet les probabilités a posteriori des différentes classes de sorties, ce qui signifie que ce type de classificateur tend vers l'optimalité.

Nous utilisons ici ces réseaux de neurones dans un but tout à fait différent. Nous désirons les appliquer à la prédiction d'une valeur de l'énergie de stockage d'un condensateur plan en partant sur les données caractéristiques du condensateur à calculer en l'occurrence les dimensions et en particuliers la nature du diélectrique utilisé dans la technologie de construction du condensateur et aussi la tension appliquée qu'elle soit fixe.

Nous ne disposons d'aucune information quant au dimensionnement de ce réseau et devrons donc explorer l'ensemble des possibilités de manière à affiner notre choix de configuration de réseau.

Les paramètres fixes et variables, ainsi que l'architecture du réseau devront être également déterminés de manière à obtenir une prédiction efficace.

Ces deux étapes seront réalisées par un ensemble d'essais successifs car il n'y a pas de méthode bien fixe pour pouvoir déterminer l'architecture ou les paramètres du réseau d'une façon exacte.

Nous avons opté pour nos premières expérimentations de calculer l'énergie à l'application sur un condensateur plan pour la simplicité de ce dernier vis-à-vis des paramètres du condensateur,et par la suite généraliser le modèle de test sur les différents types de condensateur existants.

L'apprentissage et le test sont appliqués au condensateur plan, le code final est élaboré d'une façon à pouvoir changer la formule mathématique qui calcule l'énergie désirée selon l'usage et selon les paramètres du condensateur en prenant en considération les paramètres géométriques du condensateur enquestion.

3.2 CONDENSATEURPLAN

L'idée du condensateur plan est d'imaginer deux plans conducteurs parallèles et infinis séparés par un diélectrique d'épaisseur très mince d. Ils constituent ainsi un ensemble de deux conducteurs en influence totale.

C'est un cas particulier de la configuration générale vue au grain précédent. La formule générale est applicable. Par morceau de surface S.

La permittivité ou rigidité du diélectrique exprimé en pF/m.

La permittivité de l'air (égale à celle du vide) g0 exprimé en pF/m qui est fixe est qui est calculée comme suit :

$$G_0=\frac{1}{36\pi 10^9} \quad (3\text{-}1)$$

Cette formule n'est rigoureusement vraie que si les plans sont infinis. En pratique, si les dimensions des plans sont grandes par rapport à l'épaisseur de diélectrique, les effets de bord sont négligeables et la formule est tout à faitacceptable.

Un condensateur de ce type est fait de deux feuilles métalliques séparées par une feuille très mince de papier ou de polypropylène ou d'un autre diélectrique.

Notre objectif est bien sur la prédiction de la valeur numérique de l'énergie de stockage du condensateur plany afférente aux paramètres déjà choisis, cette dernière est calculée par l'équation mathématique caractéristique du condensateur en question comme suit:

$$E = \frac{1}{2}.\varepsilon_0.\varepsilon_r\frac{S}{d} . U^2 \quad (3\text{-}2)$$

3.3 BASEDE DONNEESD'APPRENTISSAGE (DEFFINEPATTERN)

Pour l'apprentissage et afin d'entrainer le réseau de neurone a bien fonctionner sur le but choisi, il va nous falloir une base de donnée d'apprentissagebien sûr, pour cela on a opté pour le choix de différents condensateurs choisis selon la nature de l'isolant ou du diélectrique utilisé.

Résumé surle tableauIII-1 lesdifférentstypes decondensateurs utilisésdansla

phaseTrainingdépendant particulièrement de leurs permittivités et des rigiditésdiélectriques, ces valeurs sont approximatives et peuvent variernettement en fonction de la fréquence, de la température, de l'hygrométrie voir de la pression atmosphérique.

Isolant	Permittivité relative	Distance	Surface	Capacité Correspondante	Energie de stockage pour U=10Volt
Air Sec	1	0.03	0.01	26.55e-12	1.3275e-09
		0.04	0.02	17.7e-12	8.85e-10
		0.004	0.001	35.4e-12	1.77e-09
		0.1	0.02	44.25e-12	2.2125e-09
Téflon	2.1	0.03	0.01	55.755e-12	2.78775e-09
		0.04	0.02	37.17e-12	1.8585e-09
		0.004	0.001	49.14e-12	2.457e-09
		0.1	0.02	92.925e-12	4.64625e-09
Papier	2.3	0.03	0.01	61.065e-12	3.05325e-09
		0.04	0.02	40.71e-12	2.0355e-09
		0.004	0.001	81.42e-12	4.071e-09
		0.1	0.02	101.775e-12	5.008e-09
Polystyrène	2.4	0.03	0.01	63.72e-12	3.186e-09
		0.04	0.02	42.48e-12	2.124e-09
		0.004	0.001	84.96e-12	4.248e-09
		0.1	0.02	106.2e-12	5.310e-09
Caoutchouc	2.7	0.03	0.01	71.7e-12	3.585e-09
		0.04	0.02	47.8e-12	2.390e-09
		0.004	0.001	95.58e-12	4.779e-09
		0.1	0.02	119.475e-12	5.973e-09
Plexiglas	3.5	0.03	0.01	92.9e-12	4.645e-09
		0.04	0.02	61.95e-12	3.097e-09
		0.004	0.001	123.9e-12	6.195e-09
		0.1	0.02	154.875e-12	7.743e-09
Papier kraft	3.5	0.03	0.01	92.9e-12	4.645e-09
		0.04	0.02	61.95e-12	3.097e-09
		0.00	0.001	123.9e-12	6.195e-09
		0.1	0.02	154.875e-12	7.743e-09

Bakélite	3.6	0.03	0.01	95.58e-12	4.779e-09
		0.04	0.02	63.72e-12	3.186e-09
		0.004	0.001	127.44e-12	6.372e-09
		0.1	0.02	159.3e-12	7.965e-09
Marbre	4	0.03	0.01	106.2e-12	5.310e-09
		0.04	0.02	70.8e-12	3.540e-09
		0.004	0.001	141.6e-12	7.08e-09
		0.1	0.02	177e-12	8.850e-09
Quartz	4.5	0.03	0.01	119.47e-12	5.973e-09
		0.04	0.02	79.65e-12	3.982e-09
		0.004	0.001	159.3e-12	7.965e-09
		0.1	0.02	199.125e-12	9.956e-09
Verre standard	5.0	0.03	0.01	132.75e-12	6.637e-09
		0.04	0.02	88.5e-12	4.425e-09
		0.004	0.001	177e-12	8.85e-09
		0.001	0.02	221.25e-12	1.106e-08
Mica	6.0	0.03	0.01	159.3e-12	7.965e-09
		0.04	0.02	106.2e-12	5.310e-09
		0.004	0.001	212.4e-12	1.062e-08
		0.1	0.02	265.5e-12	1.327e-08
Eau	78.5	0.03	0.01	2084.175e-12	1.042e-07
		0.04	0.02	1389.45e-12	6.94e-08
		0.004	0.001	2778.9e-12	1.389e-07
		0.1	0.02	3473.625^{e}-12	1.73e-07
Caoutchouc Silicon	4.2	0.03	0.01	111.5e-12	5.575e-09
		0.04	0.02	74.34e-12	3.717e-09
		0.004	0.001	148.68e-12	7.434e-09
		0.1	0.02	185.85e-12	9.292e-09

Carton	4.0	0.03	0.01	106.2e-12	5.310e-09
		0.04	0.02	70.8e-12	3.540e-09
		0.004	0.001	141.6e-12	7.08e-09
		0.1	0.02	177e-12	8.850e-09
Papier Bakélisé	5.0	0.03	0.01	132.75e-12	6.637e-09
		0.04	0.02	88.5e-12	4.425e-09

		0.004	0.001	177e-12	8.85e-09
		0.1	0.02	221.25e-12	1.106e-08
Parrafine	2.2	0.03	0.01	58.41e-12	2.920e-09
		0.04	0.02	38.94e-12	1.947e-09
		0.004	0.001	77.88e-12	3.894e-12
		0.1	0.02	97.35e-12	4.867e-09
PVC	5.0	0.03	0.01	132.75e-12	6.637e-09
		0.04	0.02	88.5e-12	4.425e-09
		0.004	0.001	177e-12	8.85e-09
		0.1	0.02	221.25e-12	1.106e-08
Polyester	3.3	0.03	0.01	87.61e-12	4.380e-09
		0.04	0.02	58.41e-12	2.920e-09
		0.004	0.001	116.82e-12	5.841e-09
		0.1	0.02	146.025e-12	7.310e-09
Poly-éthyline	2.25	0.03	0.01	59.74e-12	2.987e-09
		0.04	0.02	39.82e-12	1.991e-09
		0.004	0.001	79.65e-12	3.982e-09
		0.1	0.02	99.5625e-12	4.978e-09
Polypropylène	2.2	0.03	0.01	58.41e-12	2.920e-09
		0.04	0.02	38.94e-12	1.947e-09
		0.004	0.001	77.88e-12	3.894e-12
		0.1	0.02	97.35e-12	4.867e-09
Polycarbonate	2.9	0.03	0.01	76.995e-12	3.849e-09
		0.04	0.02	51.33e-12	2.566e-09
		0.004	0.001	102.66e-12	5.133e-09
		0.1	0.02	128.325e-12	6.416e-09
Porcélaine	5.0	0.03	0.01	132.75e-12	6.637e-09
		0.04	0.02	88.5e-12	4.425e-09
		0.004	0.001	177e-12	8.85e-09
		0.1	0.02	221.25e-12	1.106e-08
Presphan	3.0	0.03	0.01	79.65e-12	3.982e-09
		0.04	0.02	53.1e-12	2.655e-09
		0.004	0.001	106.2e-12	5.310e-09
		0.1	0.02	132.75e-12	6.637e-09
Stéalité	5.8	0.03	0.01	153.99e-12	7.7e-09

		0.04	0.02	102.66e-12	5.133e-09
		0.004	0.001	205.32e-12	1.026e-08
		0.1	0.02	256.65e-12	1.28e-08

Tableau 3-1. Les différents types de condensateur avec l'Energie Correspondante

3.4 ARCHITECTUREDURESEAU

Nous avons opté d'une façon généralisée au début de l'apprentissage et procéderont aux changements adéquats par la suite selon la convergence de l'algorithme.

3.4.1 **Lesentrées**

Les entrées du réseau sont déjà fixées par les paramètres caractéristiques du condensateur qui sont 4 unités d'entrées (5 neurones d'entrée) quel sont :

- ε_0 : La permittivité de l'air exprimé en pF/m.
- ε_r : La permittivité du diélectrique (rigidité) exprimé en pF/m.
- S : La surface S des armatures du condensateur exprimée en m2.
- d : La distance d séparant les deux armatures exprimée en mètre.
- U : Tension appliquée exprimé en Volt.

3.4.2 **Les couchescachées**

Les couches cachées sont fixées de façon conjecturale et peuvent être changées au fur et à mesure de la phase d'apprentissage selon la convergence de l'algorithme.

3.4.3 **Lessorties**

La sortie du réseau est également fixée par une seule sortie relative à la valeur de l'énergie de stockage du condensateur plan en question.

3.4.4 **Lespoids**

Les poids sont initialisés à des valeurs uniformément aléatoires dans un intervalle bien défini [-0.1,0.2].

3.4.5 **La fonction detransfert**

La fonction de transfert utilisée est la fonction Sigmoïde :

$$F(x)= \frac{1}{1+e^{x}} \qquad (3\text{-}3)$$

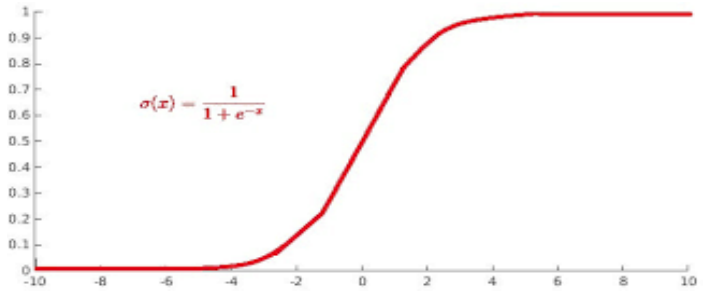


FIGURE3.1–LafonctionSigmoïde.

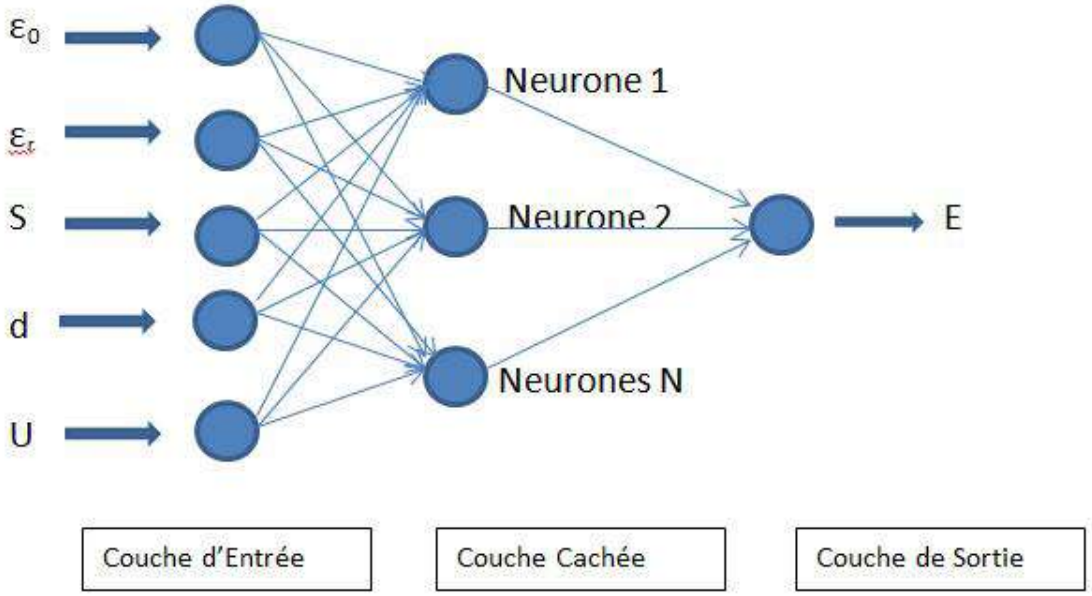


Figure 3.2 – Réseau Multicouche une entrée avec 5 neurones - Plusieurs couches cachées avec N neurones - 1 Sortie avec un seul neurone.

3.5 ALGORITHMEDERETRO-PROPAGATIONDUGRADIENT

Cet algorithme nécessite une fonction continue et dérivable comme fonction de transfert du neurone, pour cette partie on a opté pour la fonction sigmoïde.

A chaque itération, on retire un exemple d'apprentissage et on calcule une nouvelle estimation du poids synaptique.

Cette itération consiste en deux phases :

- **Propagationversl'avant:**àchaqueitération,unélémentdel'ensemble d'apprentissage est introduit à travers la couche d'entrée. L'évaluation des sorties du réseau se fait couche par couche de l'entrée vers la sortie.

- **Rétro-propagation :** cette étape est similaire à la précédente. cependant, les calculs s'effectuent dans le sens inverse (de la sortie vers l'entrée). A la sortie du réseau, on met en évidence l'erreur en fonction de la sortie réelle de système et sa valeur désirée. Puis on évalue le gradient par rapport aux différents poids en commençant par la couche de sortie et en remontant vers la couched'entrée.

ei : Entrée du neurone i

si : Sortie du neurone i

di : sortie désirée du neurone i

Pour l'implémentation de l'algorithme de retro propagation du gradient nous avons envisagé les étapes suivantes :

1. Initialisation des poids a des valeurs aléatoires de faiblesgrandeurs.
2. Sélection d'une matrice d'apprentissage [S,d,G_0,G_r,U] de la base d'apprentissage.
3. Calcul de la sortie $s_i$de chaqueneurone.
4. Propagation des sorties couche parcouche.
5. Evaluation de l'erreur entre la sortie calculée par le réseau et la sortiedésirée.
6. Rétropropagation de l'erreur vers l'arrière de tous les neurones depuis la sortie jusqu'àl'entrée.
7. Si i est une neurone de sortie alors δ_i= f'(s_i)(s_i-d_i)
8. Si i est un neurone caché alors δ_i= f'(s_i)$\sum_{n=k}$(W_{ki}.s_k). k : neurone entre la couche actuelle et celle desortie.
9. Ajustement des poids par procédure dugradient
10. W_{ij}(t+1)=W_{ij}(t)+μ.δ_i.s_i
11. μ : Pas d'apprentissage.

12. Tant que l'erreur est trop importante, retour à 'étape 2 (exemple suivant)

13. Sauvegarder les poids etfin.

3.6 APPLICATION ET RESULTATS

Dans le but d'avoir de bons résultats et après avoir procéder à plu- sieurs essais, on est arrivé à fixer les paramètres suivants :

3.6.1 **Application**

1. Configuration du réseau utilisé:

Pour notre application on à utiliser l'architecture suivante :

- une couche d'entrée de 5neurones
- une couche cachée de 03neurones
- une couche de sortie de 01neurone

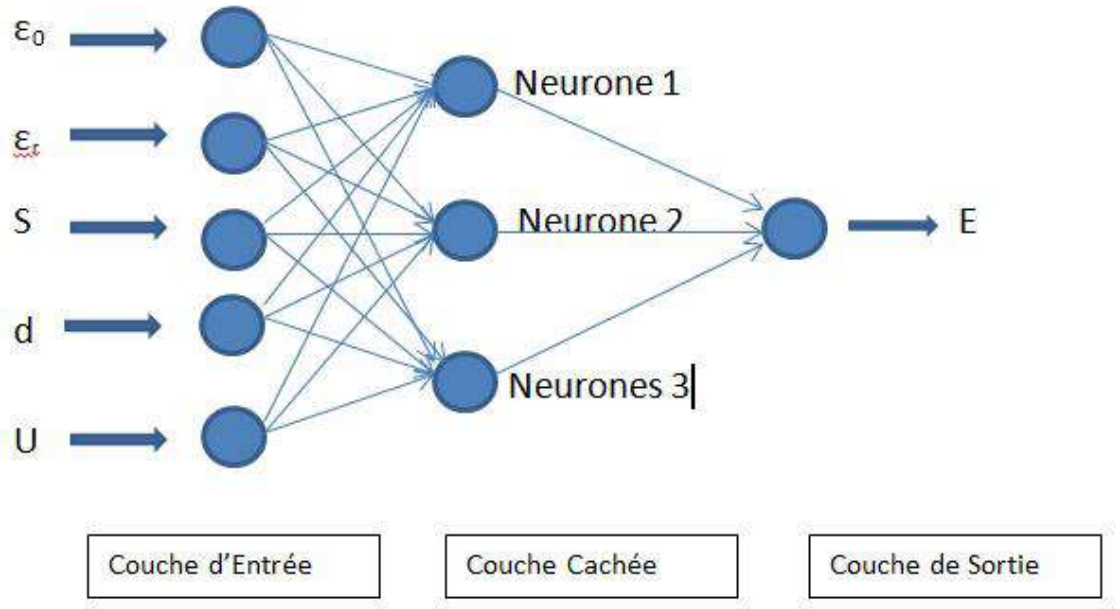


Figure 3.3 – Architecture Du Réseau Utilisé

Le choix a été fixé sur une seule couche caché après plusieurs essais pour simplifier le plus possible l'architecture du réseau. Par contre le code initial est élaboré d'une façon générique à introduire d'autres couches cachées en cas de nécessité.

```
16      % Initialize some parameters
17 -    alpha = 0.9;       % learning rate (change as required)
18 -    I = 5;             % no. of input units
19 -    HN = [3];          % no. of neurons in each hidden layer
20 -    HL = size(HN,1);   % no. of hidden layers
21 -    HO = 1;                % no. of output units
22 -    totalLayers = [I HN HO];
23 -    TOTAL_ITERATIONS = 100; % change the total number of iterations here
24      %%% Define input/output pattern (use your own pattern here)
```

Figure 3.4 – Initialisation des paramètres de l'algorithme de Rétro Propagation.

2. Matrice d'entrée:

C'est l'ensemble des valeurs fixes prise pour les dimensions du condensateur dépendants des surfaces d'armatures ainsi que la distance entre les armatures, la permittivité de l'air ou du vide ainsi que la permittivité de l'isolant ou du diélectrique et une tension fixe qui égale à 10 volt qui est en forme de matrice [5,1]

3. La sortie:

La sortie désirée est l'énergie de stockage du condensateur calculée par la formule mathématique caractéristique suivante :

$$E = \frac{1}{2}.\varepsilon_0.\varepsilon_r\frac{S}{d} . U^2 \qquad (3\text{-}4)$$

4. Paramètres de calculs du réseau choisis:

- taux d'apprentissageμ=0.9
- Les poids sont initialisés à des valeurs uniformément aléatoires un peu plus proches dezéro
- Les neurones sont considérésbiaisés

5. Fonction d'activation:

La fonction d'activation est la sigmoïde tel que suit

$$F(x)= \frac{1}{1+\exp(x)} \qquad (3\text{-}5)$$

6. L'erreur quadratique moyenne:

La condition du bouclage du code principale de l'erreur quadratique moyenne a était estimer dans un intervalle bien défini [10−1,10−2].

3.6.2 **Résultats**

A noter que durant tous notre travail, l'outil utiliser pour l'implémentation de notre algorithme est le Langage MATLAB.

1. Etape d'apprentissage (training):

Comme illustré précédemment pour cette partie on a pris une base de données d'apprentissage (entrées et sortie) détaillées sur le tableau III-1.

La donnée est injecté au code principale de calcul via une fonction«Deffine Pattern Train» qui est une fonction généralisée par calcul mathématique systématique de la sortie (capacité désirée) et qui est structurée en fonction des entrées qui représentent les caractéristiques du condensateur, elle sera appelé à chaque itérations (Epochs) du code principale durant l'apprentissage.

La variation de l'erreur quadratique moyenne entre les sorties désirées et calculées par le réseau en fonction du nombre d'itérations est représentée sur les figures III-4 et Figure III-5

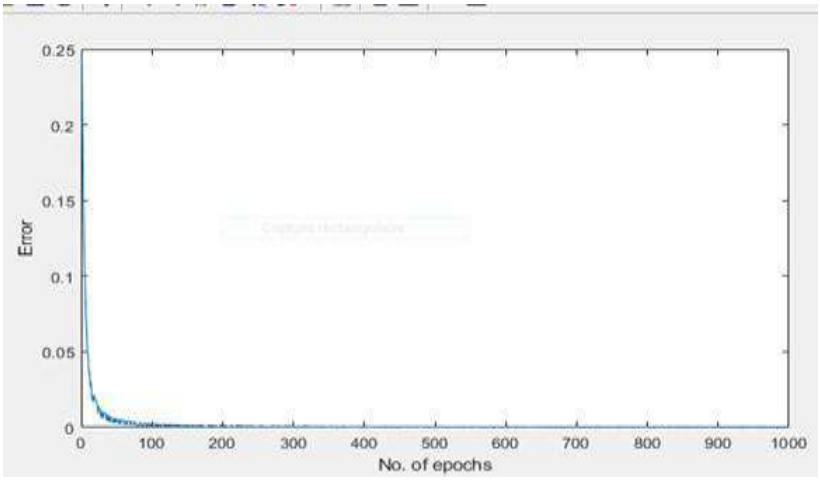


Figure 3.5 – l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itérations 1000

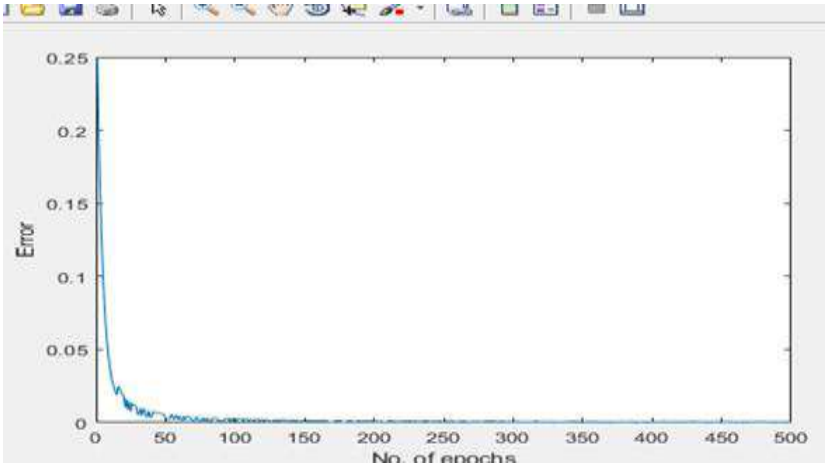


Figure 3.6 – l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itérations 500

Itérations.

Les figures ci-dessus illustre que nous avons 'algorithme du gradient a pour but de converger de manière itérative vers une configuration optimisée des poids synaptiques.

2. **Etape de généralisation (Test):**

Pour l'étape de test le principe à injecter d'autres valeurs que celles de l'apprentissage et voir le comportement du réseau par rapports à ces nouvelles données appliquées aux entrées et comparé par la suite les sorties désirées à celle calculée par le réseau.

Pour cela et vu le peu disponibilité de données obtenus pour pouvoir effectuer les tests sur de nouvelles donnes on a procéder comme suit :

- **Méthode 01 :** Vu que la base de données d'apprentissages comportait 76 exemples d'apprentissages, on a pris que 60 exemples d'apprentissages lors de chaque training et d'en garder les 16 restants pour la phase de test, a chaque fois refaire le training afin d'essayer de comparer les résultats par lasuite.

Les résultats sur le test nous donnent ce que suit :

```
>> RNtest2

Input on which it is tested

x =

    0.0040    0.0010    0.0000    2.3000   10.0000
```

Desired Output

outDesired =

4.0710e-09

Obtained Output

ObtainedOutput =

3.7067e-09

ESP

Ans =

-3.6430e-10

>>

Pour une donnée Précise de S=0.004 m^2, d=0.001 m, ε0=8.85pF, εr=2.3pF, U=10Volt

Sortie Désirée : E = 4.0710e-09J

Sortie Calculé par le réseau : E = 3.7067e-09J
Erreur Quadratique Moyenne = -3.6430e-10

- **Méthode 02 :** Sur cette application, à la phase test on a procéder à une très légère variation aléatoire de la permittivité du diélectrique représenté par ΔG_ret la variation de dimension du composant la surfaceetdl'épaisseurdudiélectriquereprésentérespectivement par S et d et appliquer une tension fixe en lançant le test sur ces nouvelles données uniquement en partie Test et voir le comportement de réseaux en comparant la valeur désirée par celle calculé par leréseau.

Les résultats obtenus ont été pratiquement quasi identiques à celles utilisé durant le training ainsi que durant le test de la 1 ère méthode ce qui nous ramène à la fiabilité du réseau pour la tache demandée.

1. Variation de ΔG_rsur quelques exemples d'apprentissage etduTest :

>> RNtest2

p =

2

Input on which it is tested

x =

0.0400 0.0200 0.0000 2.2500 10.0000

Desired Output

outDesired =

1.991e-09

Obtained Output

ObtainedOutput =

2.3039e-09

ESP

Ans =

-3.1285e-10

>>

Pour une donnée Précise de S=0.04 m2, d=0.02 m, ε0=8.85pF, εr=2.25pF, U=10Volt

Sortie Désirée : E = 1.991e-09 J

Sortie Calculé par le réseau : E = 2.3039e-09 J

Erreur Quadratique Moyenne = -3.1285e-10

2. Variation de ΔG_r, S et d sur quelques exemples d'apprentissage et duTest :

>> RNtest2

p =

6

Input on which it is tested

x =

0.0400 0.0200 0.0000 2.9000 10.0000

Desired Output

outDesired =

2.566e-09

Obtained Output

ObtainedOutput =

2.2629e-09

ESP

Ans =

-3.031e-10

>>

Pour une donnée Précise de S=0.04 m^2, d=0.02 m, ε_0=8.85pF, ε_r=2.9pF, U=10Volt

Sortie Désirée : E = 2.566e-09 J

Sortie Calculé par le réseau : E = 2.2629e-09 J

Erreur Quadratique Moyenne = -3.031e-10

3. Variation de ΔG_r, S et d sur quelques exemples d'apprentissage et duTest :

>> RNtest2

p =

10

Input on which it is tested

x =

0.0400 0.0200 0.0000 3.0000 10.0000

Desired Output

outDesired =

2.655e-09

Obtained Output

ObtainedOutput =

2.2566 e-09

ESP

Ans =

-3.9838 e-10

>>

Pour une donnée Précise de S=0.04 m^2, d=0.02 m, ε_0=8.85pF, ε_r=3pF, U=10Volt

Sortie Désirée : E = 2.655e-09 J

Sortie Calculé par le réseau : E = 2.2566 e-09 J

Erreur Quadratique Moyenne = -3.9838 e-10

4. Variation de Δgr , S et d sur quelques exemples d'apprentissage et du Test :

>> RNtest2

p =

14

Input on which it is tested

x =

0.0400 0.0200 0.0000 2.4000 10.0000

Desired Output

outDesired =

2.1240e-09

Obtained Output

ObtainedOutput =

2.1351e-09

ESP

ans =

-1.1125e-11

Pour une donnée Précise de S=0.04 m^2, d=0.02 m, ε_0=8.85pF,ε_r=2.4pF, U=10Volt

Sortie Désirée : E = 2.1240e-09 J

Sortie Calculé par le réseau : E = 2.1351e-09 J

Erreur Quadratique Moyenne = -1.1125e-11

CONCLUSION

Cequipeutêtretirécommeconclusionestquel'utilisationdel'algorithme de rétropropagation du gradient nous a donné des résultats acceptables dans le domaine de la prédiction des calculs mais la convergence de l'algorithme n'était pas autant facile à cause des paramètres suivants:

- Problème de normalisation des unités de mesure des valeurs d'énergie qui sont a l'échelle de 10^{-9}
- Problème de saturation de la fonction d'erreur ou la solution doit prendre un taux d'apprentissage plus élevé pour contourner cette variation.
- Le temps d'apprentissage assez long respectivement aux normalisations prises enconsidérations.

Durant le test le choix de prendre des variations sur le paramètres de la permittivité de l'isolant et la surface séparant les deux matériaux et aussi l'épaisseur du diélectrique est le but finale du sujet car en fait cette variation même si elle prise aléatoirement elle représente en réalité l'influence des caractéristiques ou phénomène externe appliquées au condensateur de son milieu de travail tel que latempérature,l'humidité,lapressionoumêmes'ils'agitd'usage

CONCLUSIONGENERALE

CONCLUSION

L'objectif de ce travail était l'étude des performances d'un condensateur plan au moyen des réseaux deneurones décrits dans l'espace d'état.

Les réseaux de neurones ont prouvé leur efficacité grâce à leur puissance d'apprentissage et ceci en donnant les meilleurs résultats d'évaluation.

Prenant en considération la complexité de la relation entre les entrées et les sorties, les résultats obtenus sont acceptables et nous conduisent à comprendre qu'une bonne prédiction nécessite l'utilisation d'une architecture optimal ainsi qu'un nombre suffisant de données.

Dans ce travail, nous avons réussi à créer un algorithme de rétro-propagation du gradient pour prédire la valeur de l'énergie stockée dans un condensateur plan et aussi valable à apprendre de nouveaux modèles qui ne sont pas disponibles auparavant sur les ensembles des données à exploiter.

Cette technique peut être plus facile et économiques par rapport à des travaux expérimentaux chers comme elle peut être utilisée avec succès.

Par conséquent, il faut tenant compte que y'aura des problèmes tel sont :

- Problème de convergence de l'algorithme de rétro propagation du gradient du essentiellement aux choix des paramètres du réseau (taux d'apprentissage, nombre de neurones dans la couche cachée, nombre d'itération. Vu qu'il n'y a pas de méthodes analytiques de choix.
- Problèmes des Minimum locaux lors de la convergence de l'algorithme.

BIBLIOGRAPHIE

[1] W. J. Sarjeant, J. Ziirnheld, F. W. MacDougall, «"Capacitors, IEEE transaction on Plasma science, Vol. 26, N5, Octobre 1998, pp 1368- 1392

[2] G. Mouriès, "Condensateurs utilisés en éléctronique depuissance", Techniques de l'ingénieur, traité de génie électrique, D 3 280. ÈditionsT.I. (Techniques de l'Ingénieur) sait denis France Mars1989

[3] C. Hantouche, "Condensateurs de puissance". Techniques de l'ingénieur, traité de génie électrique, D 4 710. Editions T. I. (Techniques de l'ingénieur). Saint Denis France Juin1996.

[4] P. Venet, Surveillance d'alimentation à découpage. Application àlamaintenance.134p.UniversitéClaudeBernard(Villeurbane, Rhône)1993

[5] R SouSSeau "Contribution à la modélisation et à l'étude du vieillissement des condensateurs électrolytiques aluminium dédiés à des applications à hautes températures"-166 p. Thèse pour obtenir le grade de Docteur Spécialité : Génie Electrique- UTC Universitéde technologie de Compiégene2015

[6] FARNELAnAvnetCompagnyhttps://uk.farnell.com/capacitor- types-and-performances [consulté le 15Avril2019] Registred number : 8660093 | Registred office : 150Armley Road, Leeds, LS12 2QQ,England

[7] TOUZET, Claude. Les réseaux de neurones artificiels, Cours, exercices et travaux pratiques :" Introduction au connexionnisme ",129p:1992

[8] MUXIKA OLASAGASTI, Efiaut." Application des Réseaux de Neurones a l'Identification d'un Axe de Machine-Outil ", Thèse de doctorat, INPG :2002

[9] Bernard GOSSELIN," Application de réseaux de neurones artificiels a la reconnaissance au de caractères manuscrits " 231p. Thèse de doctorat. Faculté Polytechnique de Mons :95-96

[10] DREYFUS, Gérard." Neural networks, méthodology and applications " .509p.paris:2002

[11] Principedefonctionnementd'unneuroneformel.https://www.editionseni.fr/open/me

BIBLIOGRAPHIE

[12] S.ZEGHLACHE, " Commande Intelligente ", cours, université Mohamedboudiaf-m'sila.2008

[13] Touzet, Claude. les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme. EC2,1992

[14] Claude Touzet. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME : COURS, EXERCICES ETTRAVAUXPRATIQUES.EC2,1992,Collectiondel'EERIE,N. Giambiasi. ffhal-01338010

[15] PETITJEAN,Gérald.Cours,réseauxdeneurones:"Introduction aux réseaux de neurones "102p

[16] Nerrand. O,Rousselragot. P, Personnaz. L, Dreyfus, "Neural networks and nonlinear adaptive filtering :unifyingconveptsand new algorithms", Neural Computation Vol.5, pp.165-199,1993.

[17] Mme BABA HAMED Amel née BENSEMAIN : "Vers Un Modèle De Classification Neuronale Des Données Médicales A Base De LaTechnologieFPGA".173p.thèsededoctorat.UniversitéAboubakrBelkaïd Tlemcen :2017

[18] BUYSSENS, Pierre. Traitement des images : " Fusion de différents modes de capture pour la reconnaissance du visage appliquée aux transactions " 242p. Thèse de doctorat. Université de Caen Basse-Normandie :2011

[19] H. Koivo, "Artificial neural networks in faultdiagnosisand control," Control engineering practice, vol. 2, pp. 89-101,1994.

[20] Djamel Belhaouc,Doctorant en droit et Responsable du développement de Juri'Predis, Démystifier le Machine Learning, Partie 2 : les Réseaux de Neurones artificiels, 720, Chemin des Jalassières,13510 Eguilles,2020

[21] Schyns M., Prétraitement de données en reconnaissance de formesparréseauxdeneuronesartificiels,travaildefind'études, Faculté des Sciences Appliquées, Université de Liège, 1993

[22] Gérard DREYFUS, « RÉSEAUX DE NEURONES », EncyclopédieUniversalise [en ligne], consulté le 16 août 2020. URL :http://www.universalis.fr/encyclopedie/reseaux-de

BIBLIOGRAPHIE