

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République algérienne démocratique et populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
المركز الجامعي لعين تموشنت
Centre Universitaire Belhadj Bouchaib d'Ain-Temouchent
Institut de Technologie
Département de Génie Electrique



Projet de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme de Master en :
Domaine : SCIENCES ET TECHNOLOGIES
Filière : ELECTROTECHNIQUE
Spécialité : COMMANDE ELECTRIQUE

Thème

Modélisation d'un séparateur électrostatique à cylindre tournant par un réseau de neurone artificiel (RNA)

Présenté Par :

- 1) BELGREINE Kawther.
- 2) BENAYAD Zakaria.

Devant les jurys composés de :

Dr.AISSO MASSINISSA.	MCA	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Président
Dr.ZOUAOUI AYACHE	MAA.	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Encadrant
Dr.YOUNES MOUHAMMED	Prof	C.U.B.B (Ain Temouchent)	Examineur

Année universitaire 2017/2018

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ
الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي
خَلَقَ الْمَوَدَّاتِ
الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي
خَلَقَ الْمَوَدَّاتِ
الْحَمْدُ لِلَّهِ الَّذِي
خَلَقَ الْمَوَدَّاتِ

Remerciement

Tout d'abord, Merci **Allah** de nous avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et la volonté et la patience de mener à terme le présent travail.

Au terme de ce projet nous tenons à remercier notre encadreur : **Mr Ayache Zouaoui**, pour leurs grande aide et leur expertise dans la matière à travers des explications cohérentes, qui nous ont soutenus durant la mise en œuvre du projet de fin d'étude, et qui sans eux, nous ne serions pas arrivé à mettre en œuvre cette mémoire, un GRAND merci.

Nous sommes aussi reconnaissants envers les membres du Jury qui nous ont donné l'immense honneur de présider et d'examiner ce modeste travail, et d'avoir su donner une critique professionnelle sur ce projet.

Mes remerciement vont aussi a tous les enseignant de département Génie électrique qui a contribué a notre formation

Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la concrétisation de ce travail et à toute la promotion de Master génie électrique

Dédicace

C'est avec une profonde gratitude que nous dédions ce laborieux travail à tout ceux qui nous sont chers :

- ❖ Mes familles (**Belgreine ; Djillali beloufa**), mes Parents en premier lieu dont aucune dédicace ne puisse exprimer tout le respect et l'amour qu'on ressent envers eux, pour votre affection, dévouement et encouragements, on vous remercie chaleureusement.*
- ❖ Mes frères et sœurs pour leurs conseils et leur réconfort.*
- ❖ Mes Amis et camarades avec qui on a partagé les bons et mauvais moments ensemble, et à qui on leur souhaite une réussite dans leur carrière professionnelles*
- ❖ Aux enseignant a qui durant notre cursus universitaire nous on passer le flambeau.*
- ❖ Ainsi a ceux qui nous ont aidé et soutenu dans ce projet, et qui nous ont permis de nous surpasser lors de chaque épreuve...*

BELGREINE KAWTHER

Dédicace

C'est avec une profonde gratitude que nous dédions ce laborieux travail à tout ceux qui nous sont chers :

- ❖ *Mes familles (**Benayad ;benziane**), mes Parents en premier lieu dont aucune dédicace ne puisse exprimer tout le respect et l'amour qu'on ressent envers eux, pour votre affection, dévouement et encouragements, on vous remercie chaleureusement.*
- ❖ *Mes frères et sœurs pour leurs conseils et leur réconfort.*
- ❖ *Mes Amis et camarades avec qui on a partagé les bons et mauvais moments ensemble, et à qui on leur souhaite une réussite dans leur carrière professionnelles*
- ❖ *Aux enseignant a qui durant notre cursus universitaire nous on passer le flambeau.*
- ❖ *Ainsi a ceux qui nous ont aidé et soutenu dans ce projet, et qui nous ont permis de nous surpasser lors de chaque épreuve...*

BENAYAD ZAKARIA

Sommaire

Introduction générale	01
------------------------------------	----

CHAPITRE I : Généralisation sur les pratiques de traitement des

DEEE

I. 1. Introduction	02
I.2. Le recyclage des DEEE	03
I.3. Le rôle de recyclage	04
I.4. Réduction de la taille des DEEE	05
I.5. Le traitement	07
I.6. Les principales étapes du traitement des DEEE	08
I.7. Séparation électrostatique des DEEE	09
I.8. Les différents types de séparateur électrostatique	10
I.8.1. Séparateur à chute libre	10
I.8.2. Séparateur à plaque	11
I.8.3. Séparateur à cylindre tournant	13
I.9. Conclusion	16

CHAPITRE II : les réseaux de neurones artificiels (RNA)

II.1. Introduction	17
II.2. L'analogie biologique (le neurone biologique)	17
II.3. Neurone formel	18
II.3.A-Interprétation mathématique	18
II.4. Traitement des réseaux de neurones	19
II.4.1. Les réseaux non bouclés (ou réseaux non récurrents)	21
II.4.1.A- Perceptron mono couche	21
II.4.1.B- Perceptron multi couche (MLP)	22
II.4.1.C- Le réseaux à fonction radial (RBF)	22
II.4.2. Les réseaux récurrents	23
II.4.2.A- Les réseaux à compétition	24
II.4.2.B- Les réseaux ART	24
II.4.2.C- Les réseaux de Kohonen (self organisation mapping)	25
II.4.2.D- Réseaux de Hopfield	26
II.5. Apprentissage des réseaux de neurones artificiels	26
II.5.1. Apprentissage supervisé	27
II.5.2. Apprentissage non supervisé	27
II.6. Domaines d'application des réseaux de neurones	28
II.7. Conclusion	28

CHAPITRE III : Modélisation des processus de séparation électrostatique par RNA

III.1. Introduction.....	30
III.2. Modélisation empirique d'un séparateur électrostatique à cylindre tournant.....	30
III.3. Architecture et mise en oeuvre du RNA.....	32
III.3.1 Choix du monde d'unités de RNA.....	33
III.3.2 Les réseaux à fonction radial RBF.....	37
III.4. Conclusion.....	39
Conclusion générale	40

Liste des Figures

Chapitre I :

Figure(I.1): Déflecteur électromagnétique d'un tube cathodique comporte des éléments en cuivre plastic ; résine époxy ; acier ; verre ; céramique... etc.....	02
Figure(I.2): Traitement manuelle des DEEE.....	05
Figure(I.3): Méthode de séparation des DEEE basées sur les méthodes de traitement minerais.....	06
Figure(I.4): Déchet de câble électrique récupéré à la sortie d'un broyeur (a-b) : granules homogène (c) : Granules hétérogène.....	07
Figure(I.5): Fractions métalliques issues du recyclage des DEEE.....	08
Figure(I.6): Installation utilisé dans la séparation électrostatique des mélanges granulaire ; de gauche à droite : - séparateur a chute libre ; - cylindre tournant ; - a plaque inclinai	09
Figure(I.7): Séparateur a chute libre.....	10
Figure(I.8): forces agissent sur une particule chargée négativement sur un séparateur a chute Libre.....	11
Figure(I.9): Trajectoire des particules dans un séparateur a plaque.....	12
Figure(I.10): Forces agissent sur une particule conductrice en contact avec une plaque incliné <i>mise à la terre et soumise à champ électrostatique.....</i>	13
Figure(I.11): Trajectoire des particules dans un séparateur a cylindre tournant.....	14
Figure(I.12): Forces agissants sur les particules conductrices et isolantes en contact avec le <i>cylindre tournant</i>	15
Figure(I.13): Trajectoire réel des particules dans un séparateur a cylindre tournant.....	16

Chapitre II :

Figure(II.1): Structure d'un neurone.....	18
Figure(II.2): présentation mathématique d'un neurone de formel.....	18
Figure(II.3): <i>Comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel</i>	19
Figure(II.4): représentation des différentes topologies de R.N.A.....	21
Figure(II.5): Architecture multicouche.....	22
Figure(II.6): architecture d'un réseau à fonction radiale (RBF).....	23
Figure(II.7): fonction gaussienne.....	23
Figure(II.8): Réseaux de neurones récurrents.....	24
Figure(II.9): <i>Architecture du réseau ART 1</i>	25
Figure(II.10): réseau de Kohonen.....	26
Figure(II.11): model de réseaux hopfield.....	26
Figure(II.12): présentation d'un apprentissage supervisé.....	27
Figure(II.13): Présentation d'un apprentissage non supervisé.....	27

Chapitre III :

Figure(III.1): <i>Séparateur électrostatique à cylindre tournant SELMEG (Laboratoire IRECOM ; Université de Sidi Bel Abbese</i>	30
Figure(III.2): <i>Déchets de câbles électriques récupérés à la sortie d'un broyeur (a) : granules isolantes (b) : granules conductrices</i>	31
Figure(III.3): <i>Modèle du réseau de neurones de type feed-forward</i>	32
Figure(III.4): <i>Structure annulaire utilisée pour la modélisation</i>	33
Figure(III.5): <i>Variation du l'erreur quadratique moyenne (MSE) et du facteur R en fonction du nombre des neurones cachés</i>	34
Figure(III.6): <i>Erreur quadratique moyenne (MSE) entre l'apprentissage, la validation et le test</i>	35

Figure(III.7) : <i>Facteur de détermination (R^2) pour l'apprentissage, la validation et test.....</i>	36
Figure(III.8) : <i>Histogramme d'erreur ($err=Y_{pred}-Y_{mes}$).....</i>	37
Figure (III.9) : <i>configuration RNA multicouche à fonction radiale.....</i>	37
Figure (III.10): <i>Erreur quadratique moyenne (MSE) entre l'apprentissage, la validation et le test.....</i>	38
Figure(III.11): <i>Facteur de détermination (R^2) pour l'apprentissage, la validation et le test.....</i>	38
Figure (III.12) : <i>Histogramme d'erreur.....</i>	39

Liste des tableaux

Tableau(I.1) : Pourcentage par rapport à la masse des matériaux utilisé dans la fabrication des matériaux utilisés dans la fabrication de quatre EEE différents.....	02
Tableau(I.2) : Les types de traitement des DEEE.....	06
Tableau(II.1) : Différents types de fonctions de transfert de RNA.....	19
Tableau(III.1) : Domaine d'étude.....	31
Tableau(III.2) : Variation du nombre de neurones cachés	33

Notations et Symboles

F_g : la gravité terrestre sur la masse de la particule.

F_{el} : Une force électrostatique.

F_{air} : une force d'air.

Q_c : une charge électrique par induction électrostatique.

F_f : une force de frottement.

F_c : une force centrifuge.

F_i : une force d'image.

(RNA) : les réseaux de neurones artificiels.

f : La fonction seuil.

ω_j : les poids de connexion.

x_j : les entres.

θ : pied.

(RBF) : Radial Basis Fonction.

(ART) : des réseaux à compétition.

(MSE) : une mesure de l'erreur quadratique moyenne.

R^2 : le coefficient de détermination.

DEEE : déchets des équipements électrique et électronique.

EE : électrique et électronique.

Introduction Général

Introduction Générale

La croissance rapide de l'utilisation des équipements électriques et électroniques EEE riche en produits primaire tel que les plastique (ABS ; PS ; PC ; PVC...) dans notre vie quotidienne pose la question de leurs utilisations en fin de vie. Pour résoudre ce problème plusieurs entreprises dans le monde ont pratiqués le recyclage des EEE en fin de vie grâce à la séparation électrostatique, mais le développement et l'optimisation du fonctionnement en continu des séparateurs nécessitent l'établissement d'un modèle fiable.

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) s'est développée dans de nombreuses disciplines. Le RNA est un ensemble de neurones formels interconnectés permettant la résolution de problèmes complexes tels que la reconnaissance des formes ou le traitement du langage naturel, grâce à l'ajustement des coefficients de pondération dans une phase d'apprentissage, il peut se modifier lui-même en fonction des résultats de ses actions, ce qui permet l'apprentissage et la résolution de problèmes sans algorithme, donc sans programmation classique.

Dans ce travail un RNA est créer à partir des essais expérimentaux effectuer sur un Séparateur électrostatique à cylindre tournant. La configuration du RNA est soumise à deux critères d'optimisation, l'erreur moyenne quadratique (MSE) et le coefficient de régression linéaire (R), afin de déterminer le nombre de neurone dans la couche cachée.

Une fois la configuration du RNA faite, la bonne prédiction du RNA en temps réel n'est pas garantie, face à cette situation les données sont divisées en trois partie base d'apprentissage, test et validation pour avoir un modèle performant, car il influence le comportement global du RNA. Cette étude est réalisée à l'aide du logiciel MATALB-SIMULINK.

Chapitre I :

Généralisation sur les pratiques de traitement
des DEEE

Chapitre I : Généralisation sur les pratiques de traitement des DEEE

I.1 Introduction :

Les équipements électriques et électroniques EEE sont devenus l'un des éléments les plus importants dans notre vie quotidienne. L'analyse des éléments constituent ce type d'équipement montre que leurs fabrications et très gourmande au produits primaire tel que les plastique (ABS ; PS ; PC ; PVC...), les produit métallique (Or ; Argent ; Cuivre ; étain ; Plomb ...), et d'autres produits tel que les produits en céramique en verre et en terre rare. La figure I.1 nous montre un exemple d'un EEE connue sous le nom d'un déflecteur électromagnétique utilisé dans le tube cathodique. Cet élément contient plusieurs matériaux de nature différente à savoir : le cuivre ; verre ; plastique ; résine époxy ; acier ; céramique ;...etc.. Actuellement la plus part de ces matériaux sont considéré comme matériaux non renouvelable en voie d'épuisement. Donc il est devenu nécessaire de trouver des solutions qui permettent de réutiliser les déchets des équipements électriques et électronique DEEE pour prolonger le cycle de vie des matériaux utilisés dans la fabrication de ce type d'équipement et pour réduire le taux d'épuisement des ressources naturelles.

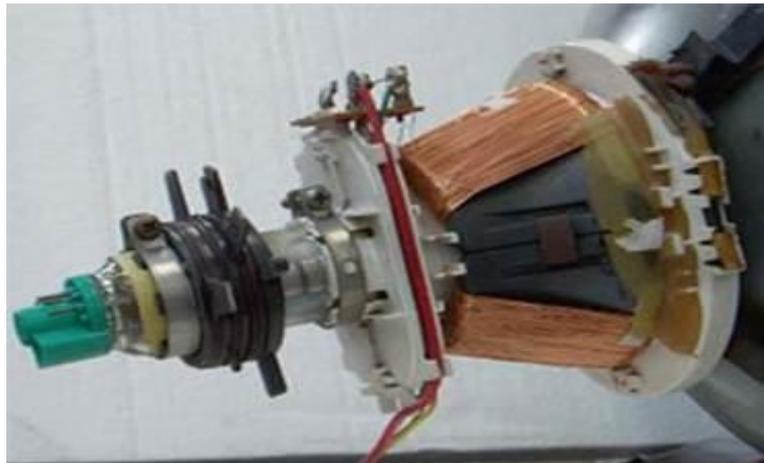


Figure I-1 : *Déflecteur électromagnétique d'un tube cathodique comporte des éléments en cuivre plastic ; résine époxy ; acier ; verre ; céramique... etc.*

I.2 Le recyclage des DEEE :

Les DEEE sont incinérés lorsqu'ils se retrouvent à la décharge. Cette destruction est très nocive pour l'environnement mais également pour nous. Les substances chimiques qui émanent de l'incinération peuvent provoquer des affections pulmonaires ou encore des cancers. De plus, à long terme, elles contaminent également les nappes phréatiques et par conséquent, contamineront la population via l'eau qui ne sera plus potable. C'est pourquoi chacun doit faire preuve de civisme en recyclant son matériel informatique. Cela permet d'obtenir des matières premières secondaires (fer, métaux, plastique, verre) et d'économiser les ressources non exploitées de l'environnement. Ces matières recyclées seront réutilisées pour la fabrication d'autres produits.

Tableau I-1 : Pourcentage par rapport à la masse des matériaux utilisé dans la fabrication de quatre EEE différents [1]

Matériaux	Télévision	Machine a lavé	Climatiseur	Réfrigérateur
Verre	57	-	-	-
Plastique	23	36	11	40
Fer	10	53	55	50
Cuivre	3	4	17	4
Aluminium	2	3	7	3
Autres	5	4	10	3

Dépolluer les déchets électriques et électroniques, réutiliser les matériaux qui en sont issus pour ne pas puiser dans les ressources naturelles, favoriser l'emploi local, le tout dans le respect des équilibres économiques le chacun : la démarche de Récyclum (recyclage) associe performance environnementale, économique et sociale

I.3 Le rôle de recyclage :

I.3.1 Pour économiser les ressources naturelles (90%)

C'est la part du poids des lampes et tubes fluorescents qui est actuellement recyclée. Pour fabriquer de nouveaux tubes fluorescents, on utilise le verre des tubes usagés à la place de la matière première principale, le sable, qui compose le verre à 70%. C'est ce qu'on appelle le recyclage en boucle fermée.

I.3.2 Pour économiser l'énergie (moins d'énergie)

Le verre fond plus facilement que le sable. Il faut donc moins d'énergie pour produire, par exemple, des tubes fluorescents à partir de calcin qu'à partir de sable.

I.3.3 Pour protéger la santé (0.005%)

C'est la quantité de mercure contenu dans une lampe. Cette infime portion ne représente aucun danger en cas de casse. Mais elle devient potentiellement nocive pour l'environnement à l'échelle des dizaines de millions de lampes arrivant en fin de vie chaque année.

I.3.4 130 tonnes

1000 tonnes de DEEE Pro recyclés de façon adaptée, c'est 130 tonnes de matières dangereuses dépolluées. Par ailleurs, le recyclage des lampes permet de récupérer et de neutraliser le mercure. Cette action empêche ainsi son rejet dans l'atmosphère ou dans les sols. [2]

Malgré que le recyclage des DEEE permet d'économiser une quantité considérable d'énergie mais avant de récolter les intérêts de cette étape il faut passer par l'étape du tri sélectif qui reste toujours une étape très compliquer lorsqu'il s'agit du traitement des équipements constituer par des éléments hétérogènes. Dans des situations similaires un traitement manuel est appliqué au début de la chaine de tri (figure I.2). Dans cette chaine de tri, des opérateurs s'occupent de la sélection et le tri des DEEE transporté par un tapis convoyeur. Chaque opérateur peut s'occuper de la sélection d'un ou plusieurs types de déchet en même temps. Le but de cette opération consiste à sélectionner les éléments homogènes des équipements et les envoyer vers une chaine de recyclage. La pureté des déchets homogène obtenus par cette opération dépasse généralement les 95%.



Figure I-2 : Traitement manuelle des DEEE

Le reste c'est-à-dire les éléments hétérogènes des *DEEE* sont envoyés généralement vers d'autres chaînes de traitement là où ils vont subir une réduction de taille en première étape donc une dissociation des éléments de matériaux de nature différente. Le produit obtenu peut être traité ensuite par des techniques qui incluent des procédés mécanique ; électrique ; magnétique ; thermique ; ...etc. (**figure I.3**)

I.4 Réduction de la taille des DEEE :

Le traitement des *DEEE* hétérogènes commence généralement par une étape de réduction de taille (déchetage et/ou granulation). Dans cette étape les *DEEE* sont soumis à l'action des forces brutales des marteaux ; boules ou des lames en mouvement dans un compartiment fermé. Le but de ce procédé consiste à libérer les éléments constituant un objet hétérogène. Le même procédé est utilisé généralement dans l'industrie des minerais, l'industrie des produits chimiques et pharmaceutiques.

Dans le cas du traitement des *DEEE*, l'utilisation d'un procédé de granulation doit porter le déchet à un certain degré de dissociation.

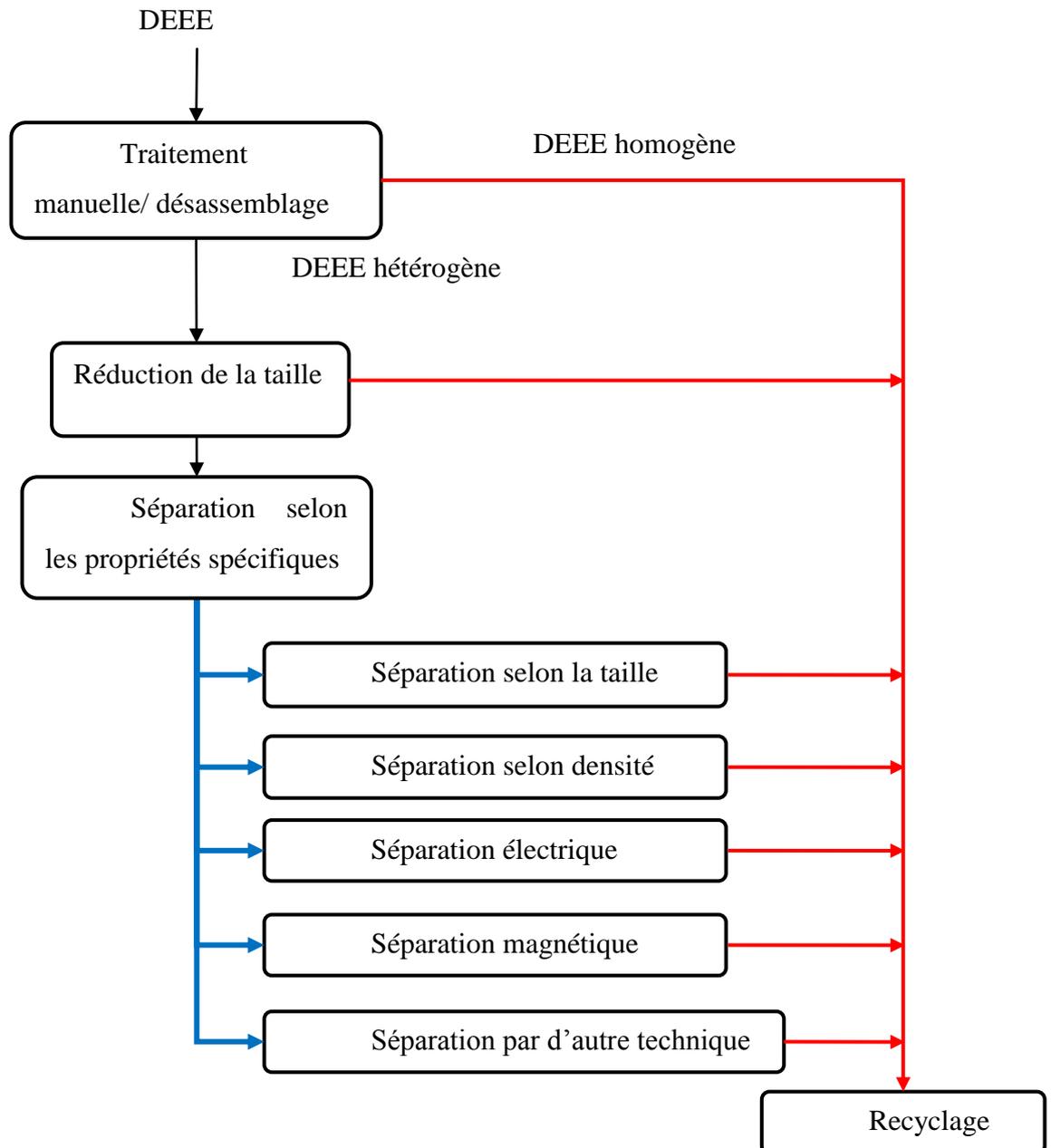


Figure I-3 : Méthode de séparation des DEEE basées sur les méthodes de traitement des minerais [3].

La figure I.4 nous donne un exemple d'un échantillon de déchet de câble électrique récupéré à la sortie d'un broyeur. La présence des particules de cuivre encapsuler par des matériaux isolant diminue le degré de dissociation de l'échantillon récupéré à la sortie du broyeur. Ainsi la pureté des produits récupérés à la sortie des processus de séparation exécuté dans l'étape suivante.

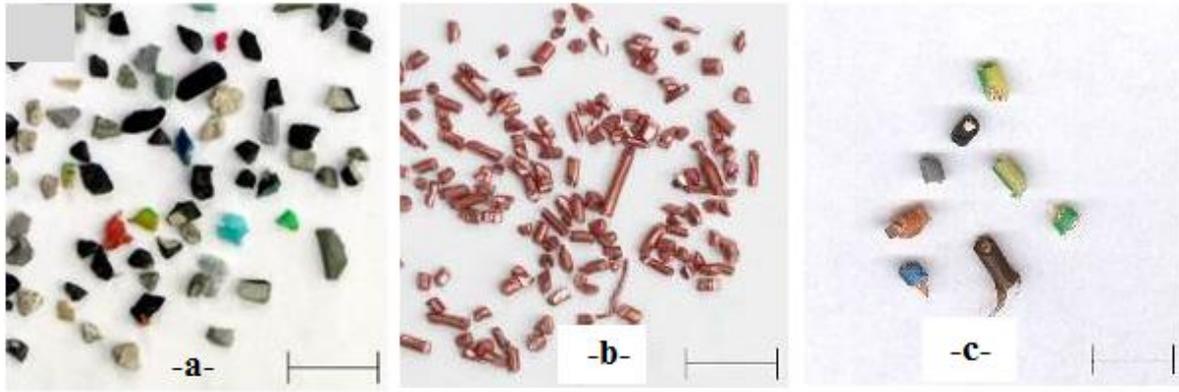


Figure I-4 : Déchet de câble électrique récupéré à la sortie d'un broyeur (a-b) : granules homogène ; (c) : Granules hétérogène

Actuellement il existe différentes installations qui sont exploités dans le broyage des DEEE. Le choix de l'installation appropriée est guidé généralement par la nature des déchets à broyer (métallique et/ou non métallique) la taille et la forme des particules désirées ; la capacité productive et l'énergie consommée par l'installation. Parmi les installations les plus compatibles et les plus utilisées dans les applications de recyclage des DEEE sont : *broyeur à cylindre denté ; broyeur à marteau ; broyeur à lame.* [3]

I.5 Le traitement :

On distingue cinq types de traitement des DEEE, classés dans le tableau ci-contre par ordre de priorité définie par la réglementation déchet.

Tableau I-2 : Les types de traitement des DEEE

Intitulé	Type de traitement
Préparation à la réutilisation	Réutilisation de l'équipement entier
Réutilisation de pièces	Réutilisation de pièces ou sous-ensembles de l'équipement
Recyclage	Recyclage matière
Valorisation énergétique	Incinération avec récupération d'énergie
Élimination	Élimination sans valorisation (mise en décharge, incinération sans récupération d'énergie)

I.6 Les principales étapes du traitement des DEEE :

À leur arrivée dans un centre de traitement, les DEEE subissent différentes opérations. Ces étapes varient en fonction des flux à traiter et des procédés de recyclage mis en place par les opérateurs. Le traitement se déroule généralement en six grandes étapes :

- **Le démantèlement** (séparation de différents composants) et **La dépollution** (extraction des substances polluantes).

- **Le broyage** des équipements en morceaux de faible taille.

- **Une séparation électromagnétique** des éléments ferreux à l'aide d'aimants ;

- **Un tri optique** qui permet de séparer les cartes électroniques, qui sont valorisées ultérieurement via un autre procédé de recyclage pour récupérer les métaux stratégiques contenus dans ces fractions

- **Une séparation des éléments métalliques non ferreux** (dont le cuivre) grâce à des courants de Foucault ;

- **Une séparation des plastiques** par flottaison ou tri optique (les autres résidus, tels que le papier, tombent au fond du bac, alors que le plastique reste en surface). Une fois séparés, les différents matériaux composant les DEEE peuvent être valorisés soit directement soit après d'autres étapes de traitement.



Figure I-5 :-a- Cartes électroniques extraites des DEEE -b- Coques plastiques de télévision avant broyage pendant le traitement -c- Fractions métalliques issues du recyclage des DEEE .[4]

I.7 Séparation électrostatique des DEEE :

Actuellement, les processus de séparation électrostatiques sont considérés comme les processus du premier choix dans le tri et la classification des mélanges granulaires en fonction de leur conductivité électrique. Cette technique utilise les forces qui agissent sur les particules chargées ou polarisées soumises à un champ électrique intense généré entre deux électrodes alimentées en haute tension. La tension des sources utilisées dans ce type de processus varie de 10 à 100kV DC.

Dans n'importe quel processus de séparation électrostatique, il faut ajuster d'une façon appropriée l'intensité et la durée de l'application des forces électriques agissant sur les particules du mélange traité. Il est avantageux aussi, d'exploiter des forces mécaniques telles que la force gravitationnelle ; la force centrifuge et la force de frottement pour effectuer un tri sélectif.

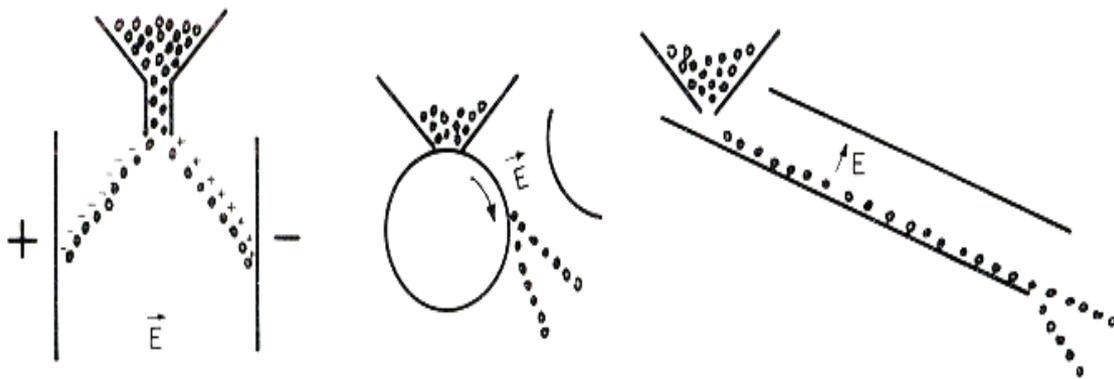


Figure I-6 : Installation utilisée dans la séparation électrostatique des mélanges granulaires ; de gauche à droite : -a- séparateur à chute libre ; -b- cylindre tournant ; -c- à plaque inclinée

La figure (I.6), nous montre des installations qui utilisent des techniques connues tant que techniques de base utilisées dans le domaine de séparation électrostatique. Les trois configurations de la figure I.6 nous donnent la possibilité de contrôler indépendamment les forces électriques et mécaniques appliquées aux particules d'un mélange granulaire ainsi d'augmenter la distance qui sépare les points de collecte des particules de nature différente. Ce type d'installations sont exploitées généralement dans la séparation des mélanges qualifiés en tant que : Conducteur/Conducteur ; Conducteur/Isolant et Isolant/Isolant.

I.8 Les différents types de séparateur électrostatique :

1.8.1 Séparateur à chute libre :

La première configuration de base (**figure I.6.a**) est connue en tant que séparateur à chute libre. La figure I.7 nous montre un dispositif réel de cette configuration utilisé comme un banc expérimentale exploité dans la séparation des mélanges granulaire Isolant/Isolant.

Dans cette installation les particules chargées différemment par effet triboélectrique sont introduit dans le séparateur par un entonnoir installé dans la partie supérieure du dispositif. Sous l'effet de leurs poids les particules tombent en chute libre dans une zone du champ électrostatique intense généré entre deux électrodes alimenté en haute tension.

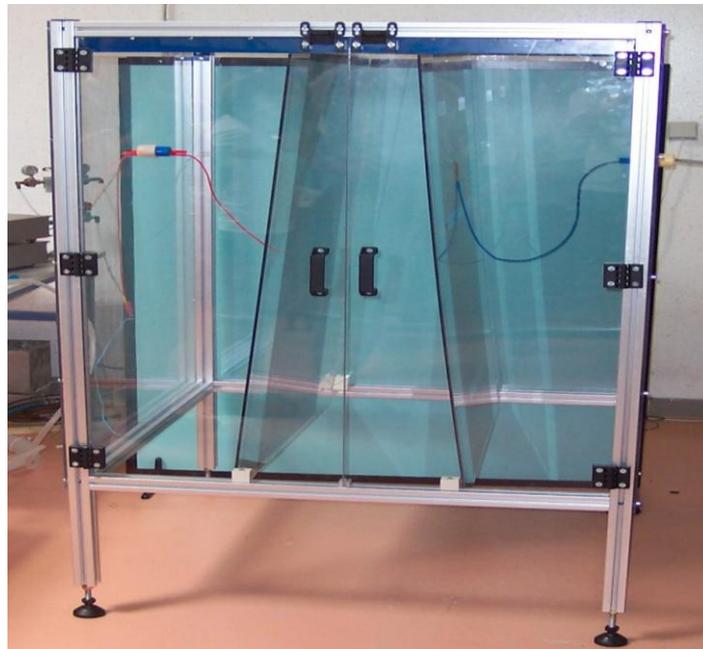


Figure I-7 : Séparateur à chute libre

Au cours de leur mouvement une particule chargée est soumise à plusieurs forces en même temps à savoir :

- une force due à l'action de la gravité terrestre sur la masse de la particule F_g ((I-1) ;
- Une force électrostatique F_{el} ((I-2) due à l'action du champ électrostatique E sur la charge Q_{ac} qui se par la particule ;
- une force due à la réaction du milieu de séparation (c'est-à-dire l'air) sur les particules en mouvement F_{air} ((I-3) (figure I.8).

$$F_g = \frac{4}{3} \pi r_p^3 \rho g \quad (I-1)$$

$$F_{el} = QE \quad (I-2)$$

$$F_{air} = \frac{1}{2} C_D \pi r^2 \rho_{air} v^2 \quad (I-3)$$

Avec :

- Q la charge électrique portée par la particule ;
- E l'intensité du champ électrostatique ;
- ρ la densité volumique de la particule ;
- $\rho_{air} = 1.2 \text{ kg/m}^3$ la densité volumique de l'air ;
- v : la vitesse de la particule relative par rapport à la vitesse du milieu ;
- C_D : Coefficient de frottement qui est fonction du nombre de Reynold Re .

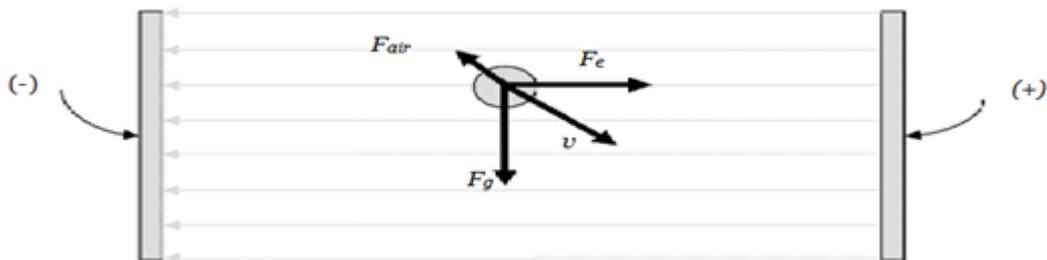


Figure I-8 : forces agissent sur une particule chargée négativement sur un séparateur à chute libre

Le déplacement horizontal de la particule par rapport à l'axe de symétrie de l'installation dépend de l'intensité et la durée de l'application de la force électrique. Donc, pour avoir un déplacement horizontal important on a deux possibilités différentes : la première consiste à augmenter l'intensité de la force électrique appliquée sur la particule par l'augmentation de l'intensité du champ électrostatique et/ou la charge acquise par la particule. La deuxième consiste à augmenter la durée de l'application de la force électrique par l'augmentation de la hauteur des électrodes. L'application de l'ensemble de ces solutions nous permet d'augmenter l'écart entre les points de collecte des particules chargé différemment.

I.8.2 Séparateur à plaque :

Le séparateur à plaque est l'une des configurations de base utilisé dans la séparation des mélanges granulaire qualifié en tant que bon conducteur/ mauvais conducteur. Dans cette

installation un champ électrique intense est généré entre une plaque inclinée mise à la terre et une électrode alimentée par une source haute tension. (Figure I.9)

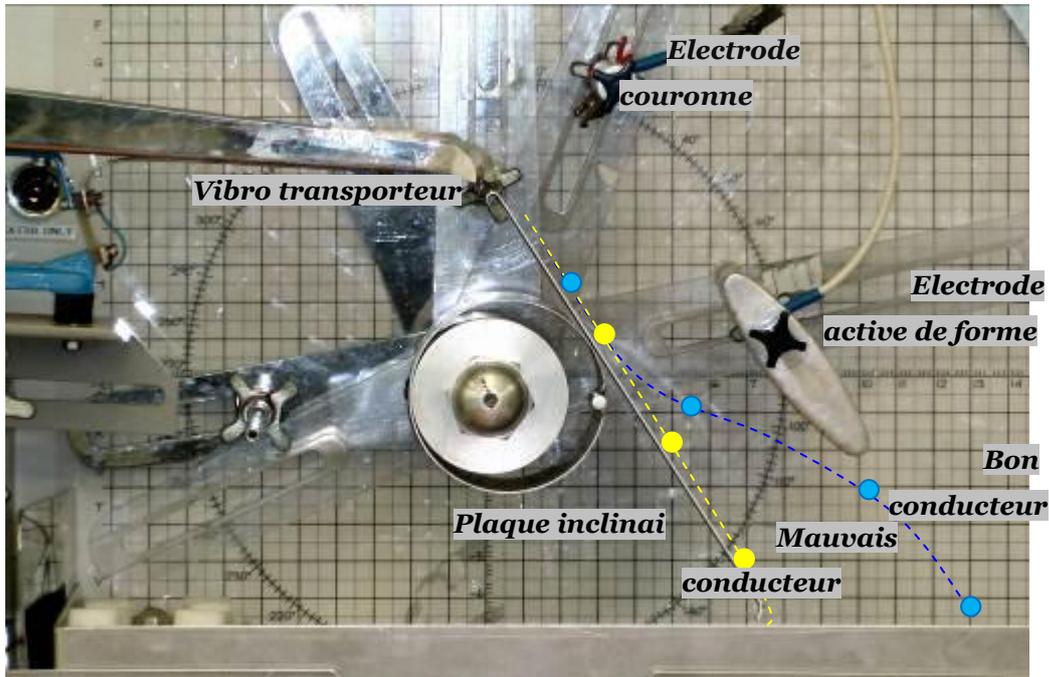


Figure I-9 : Trajectoire des particules dans un séparateur à plaque

En contact avec la plaque, les particules conductrices acquièrent une charge électrique par induction électrostatique. La quantité de charge acquise par une particule de forme sphérique peut être évaluée par la formule ((I-4)

$$Q_c = \frac{2}{3} \pi^3 \epsilon_0 r^2 E \quad (I-4)$$

Tel que r représente le rayon de la particule supposée de forme sphérique ;

- E l'intensité du champ électrostatique et ϵ_0 la permittivité électrique de l'air ;

Au cours de leur mouvement sur la surface de la plaque inclinée, la particule chargée est sollicitée par une force gravitationnelle F_g ((I-1) une force électrostatique F_{el} ((I-5) ;

- une force de frottement avec l'air F_{air} ((I-3) et une force de frottement avec la surface de la plaque inclinée F_f (I-6) (figure I.10).

$$F_{el} = 0.832 Q E \quad (I-5)$$

$$F_f = \mu F_n \quad (I-6)$$

Tel que Q représente la charge électrique de la particule acquise par contact ;

- E : l'intensité du champ électrostatique ;

- μ Coefficient de frottement dynamique de la particule avec la surface de la plaque.

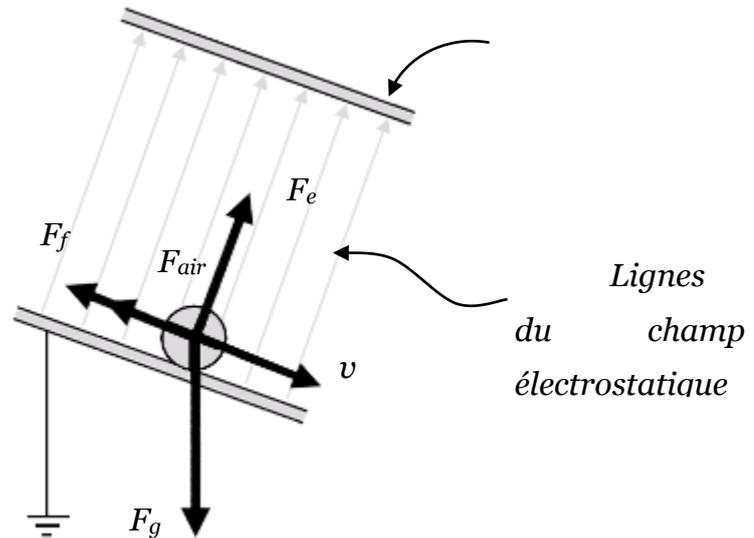


Figure I-10 : Forces agissent sur une particule conductrice en contact avec une plaque inclinée mise à la terre et soumise à champ électrostatique

Si la composante verticale de la force électrostatique est supérieure à la force gravitationnelle, la particule sera attirée vers l'électrode active pour être récupérée ensuite dans la partie droite du collecteur ; et si la composante verticale de la force électrostatique est négligeable devant la force gravitationnelle cette particule glisse tout au long de la plaque pour tomber ensuite dans la partie gauche du collecteur.

Donc, pour maîtriser le tri électrostatique des particules d'un mélange granulaire dans un séparateur à plaque ; il est évident que la grandeur des forces gravitationnelles doit être inférieure à la grandeur des forces électriques appliquées aux particules du mélange. Cela nous mène généralement à réduire la taille des DEEE à traiter.

I.8.3 Séparateur à cylindre tournant :

La troisième configuration qui fait l'objet de cette étude est connue sous le nom de séparateur électrostatique à cylindre tournant (figure I.11). Dans cette installation le produit à séparer est déposé d'une façon continue et uniforme par un vibro transporteur, sur la surface

d'une électrode tournante relié à la terre. Cette électrode forme avec l'électrode couronne, une zone de décharge couronne ; et avec l'électrode statique, une zone de séparation électrostatique. Le produit déposé sur la surface de l'électrode tournante est entraîné par cette dernière dans les deux zones l'une après l'autre.

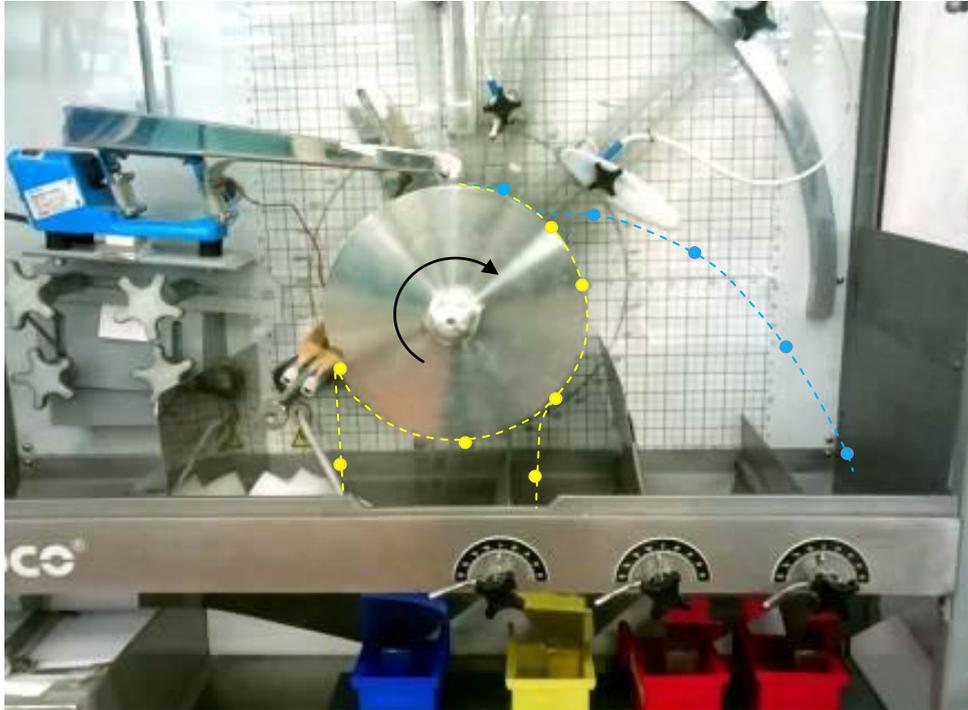


Figure I-11 : Trajectoire des particules dans un séparateur à cylindre tournant

Dans la zone de la décharge couronne les particules du mélange granulaire sont exposés à un bombardement ionique. Seules les particules isolantes sont capables de maintenir la charge électrique acquise dans cette zone. La quantité de la charge acquise par une particule de forme sphérique peut être évaluée par la relation ((I-7).

$$\frac{dQ}{dt} = \frac{(Q - Q_{im})^2}{\tau \cdot Q} \quad (I-7)$$

$$Q_{im} = 4\pi \varepsilon_0 r^2 \left[\frac{3\varepsilon_r}{(\varepsilon_r + 2)} \right] E \quad (I-8)$$

$$\text{Avec } \tau = 4 \frac{\varepsilon_0}{\sigma_0} \quad (I-9)$$

Tel que ε_0 la permittivité de l'air ;

$\sigma_0 = J/E$ densité de la décharge couronne dans le point considéré ;

Les particules conductrices perdent rapidement la charge acquise par bombardement ionique à travers le cylindre mis à la terre. Entraîné dans la zone de séparation électrostatique ces particules se chargent par induction électrostatique et ils seront soumis à une force électrostatique F_{el} ((I-5) qui contribue avec une force centrifuge F_c ((I-10) pour projeter ces particules vers la partie droite du collecteur.

$$F_c = \frac{4}{3} \pi r_p^3 \rho w^2 R_{cylindre} \quad (I-10)$$

Tel que w et $R_{cylindre}$ représentent respectivement la vitesse angulaire et le rayon du cylindre tournant.

Les particules non conductrices chargées par bombardement ionique sont soumis à une force d'image F_i (I.10) proportionnelle au carré de leur charge. Dans le cas d'une particule sphérique, l'intensité de la force d'image peut être évaluée par la relation ((I-11)

$$F_i = \frac{Q^2}{16 \cdot \pi \cdot \epsilon \cdot r^2} \quad (I-11)$$

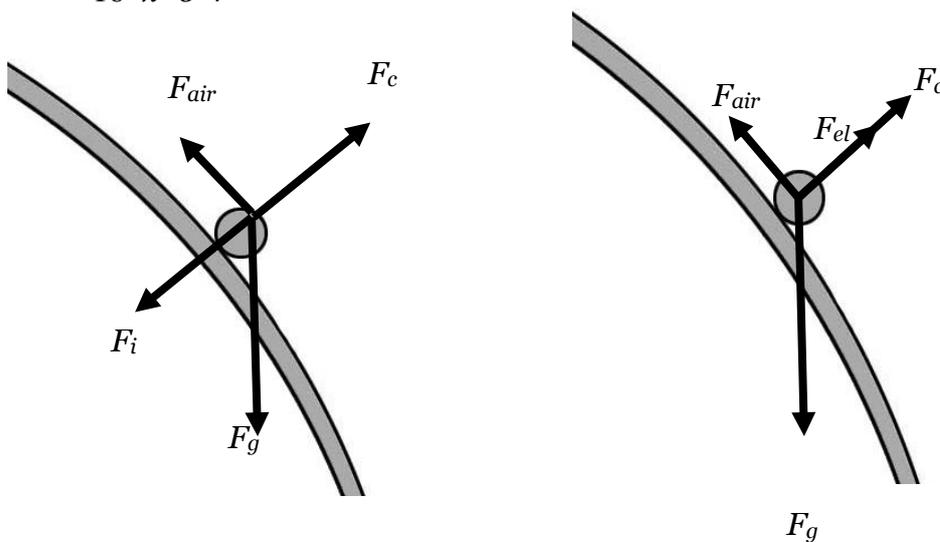


Figure I-12 : Forces agissant sur les particules conductrices et isolantes en contact avec le cylindre tournant

Cette force permet aux particules d'adhérer à la surface du cylindre tournant au cours de sa rotation. Donc ils sont entraînés vers le côté gauche du collecteur là où leur force d'image est annulée par neutralisation naturelle ou forcée de leur charge acquise par bombardement ionique. La figure I.13 nous montre la trajectoire des particules conductrices et isolantes dans un séparateur électrostatique à cylindre tournant.



Figure I-13 : Trajectoire réel des particules dans un séparateur a cylindre tournant [5]

I.9 Conclusion

Le chemin parcouru dans le domaine de l'étude et l'amélioration des processus de séparation électrostatique est déjà important ; beaucoup de choses ont été réalisé d'un point de vue pratique. Du point de vue théorique plusieurs phénomènes physiques qui régissent le fonctionnement du processus de séparation électrostatique ont été discernés.

Les résultats de ces études ont apporté beaucoup d'intérêt à des processus de séparation électrostatique en visent le développement et l'amélioration des anciennes installations pour les adaptés aux nouvelles applications qui visent le traitement des DEEE. Cependant, ces améliorations donnent comme résultats des processus de plus en plus compliqués qui exigent actuellement l'utilisation des techniques d'ajustement et de pilotage baser des méthodes purement expérimentales.

Chapitre II :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Chapitre II : les réseaux de neurones artificiels (RNA)

II.1 Introduction :

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans Divers Domaines des sciences de l'ingénieur. Dans ce chapitre ont étudiées la conception, les applications de réseaux de neurone avec ses différents types , donc le chapitre II est Consacrée à une présentation détaillée sur les réseaux de neurones artificiels RNA.

La conception de réseaux de neurones artificiels est introduite par W. James à 1890, célèbre psychologue américain. Il a introduit le concept de mémoire associative, et proposé ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb. En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons qu'à cette époque les moyens disponibles sont encore largement limités et c'est une véritable prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine pendant plus de quelques minutes.

Aujourd'hui, les réseaux de neurones artificiels sont de plus en plus employés. En démontre le nombre de participants et de congrès sur ce sujet. Au niveau commercial, plus de 200 compagnies développent des produits basés sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels. [6]

II.1.1 L'analogie biologique (le neurone biologique) :

Un neurone est une cellule constituée principalement de trois parties :

1. **Soma(le corps cellulaire)** : il contient l'information génétique de l'organisme.
2. **L'axone** : grâce à lui que le neurone va transmettre les informations.
3. **Les dendrites** : constituent le pole récepteur de la cellule.

La synapse : c'est une jonction entre deux neurones.

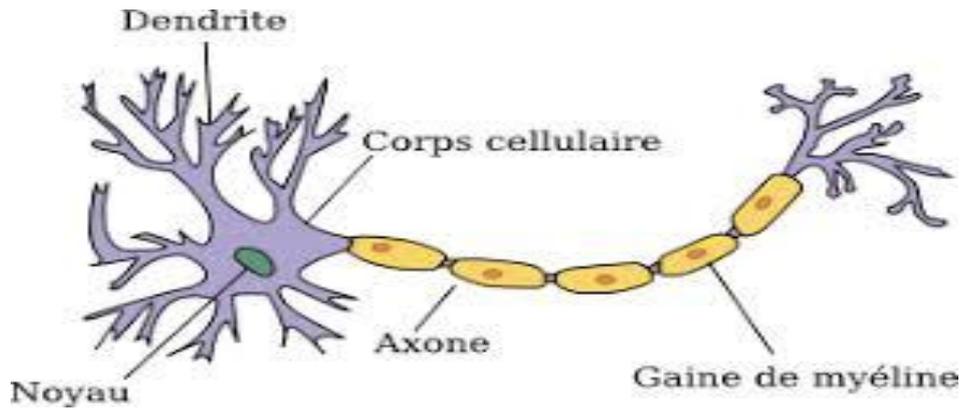


Figure II-1 : Structure d'un neurone [7]

II.2 Neurone formel :

Un RNA est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Les réseaux de neurone sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calculs appelés neurone et dont l'inspiration originale était un modèle de la cellule nerveuse humain

En résumé, un neurone formel réalise simplement une somme pondérée de ces entrées, ajoute un seuil à cette somme et fait passer le résultat par une fonction de transfert pour obtenir sa sortie.

II.2.1 Interprétation mathématique :

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante

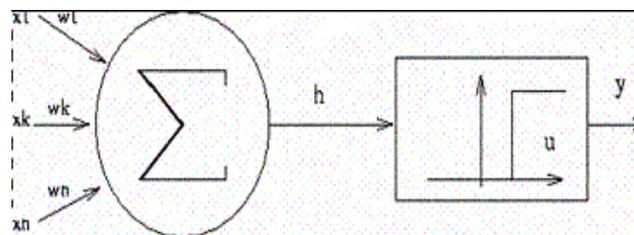


Figure II-2 : Présentation mathématique d'un neurone de formel

La formule mathématique s'écrit ainsi :

$$Y=f\left(\sum_{j=1}^n \omega_j x_j - \theta\right) \quad (II-1)$$

f : La fonction seuil

ω_j : les poids de connexion

x_j : les entres

θ : pied

-Un modèle mathématique peut être réalisé pour simuler le neurone biologique (fig.II.3) Les poids correspondent aux connexions synaptiques ; la fonction de transfert correspond au corps cellulaire qui traite les signaux d'entrée et produit une réponse ; et l'élément de sortie fonctionne comme l'axone qui permet d'envoyer la réponse à l'unité qui suit.

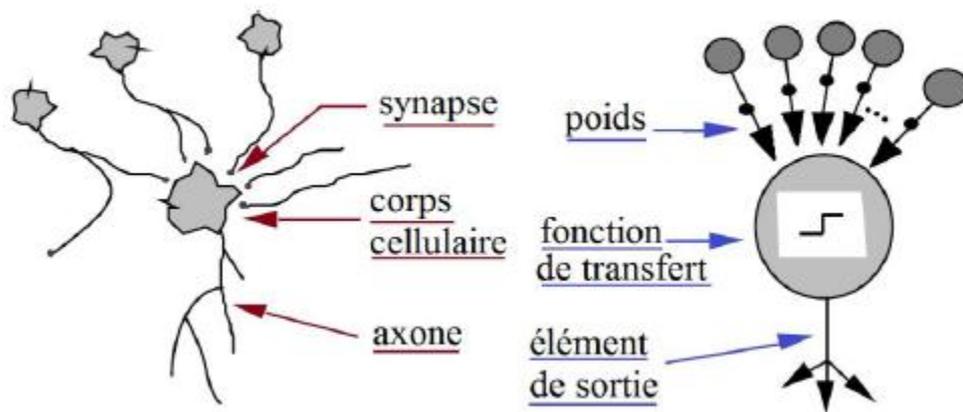


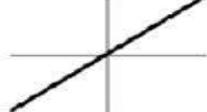
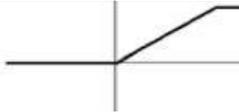
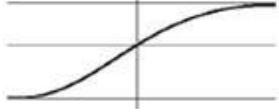
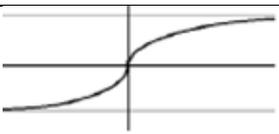
Figure II-3 : Comparaison entre neurone biologique et neurone artificiel [8]

II.3 Traitement des réseaux de neurones :

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information en sens inverse ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Les RNA ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. La connaissance du réseau va être stockée dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les RNA ressemblent donc au cerveau car non seulement, la connaissance est

acquise au travers d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités soit, dans les poids synaptiques.

Tableau II-1: Différents types de fonctions de transfert de RNA

Nom	Valeur	Représentation
Seuil	$f(x) = 0$ si $x < 0$ $f(x) = 1$ si $x > 0$	
Linéaire	$f(x) = x$	
Linéaire saturée	$f(x) = 0$ si $x < 0$ $f(x) = x$ si $0 \leq x \leq 1$ $f(x) = 1$ si $x > 1$	
Sigmoïde	$f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = (e^x \cdot e^{-x}) \cdot (e^x + e^x + e^{-x})^{-1}$	

On appelle topologie des réseaux la façon dont les neurones sont connectés entre eux à travers les différentes couches. En général on peut distinguer deux grands groupes des réseaux de neurones selon leur topologie : *les réseaux à couches* et *les réseaux récurrents* (**figure II.4**).

- a) *Les réseaux à couches (ou réseaux non récurrents) feedforward* : sont des réseaux de neurones dans lesquels l'information se propage couche par couche sans retour en arrière possible.
- b) *Les réseaux récurrents ou bien les réseaux feed back* sont des réseaux de neurones dans lesquels il y a une liaison vers l'arrière. Les connexions de ces réseaux forment des boucles. Ainsi la fonction d'activation peut circuler le long de ces boucles et

affecter le réseau pendant une période arbitrairement longue. Pour cette raison les comportements des réseaux récurrents sont potentiellement plus complexes que ceux des réseaux à couches [9]

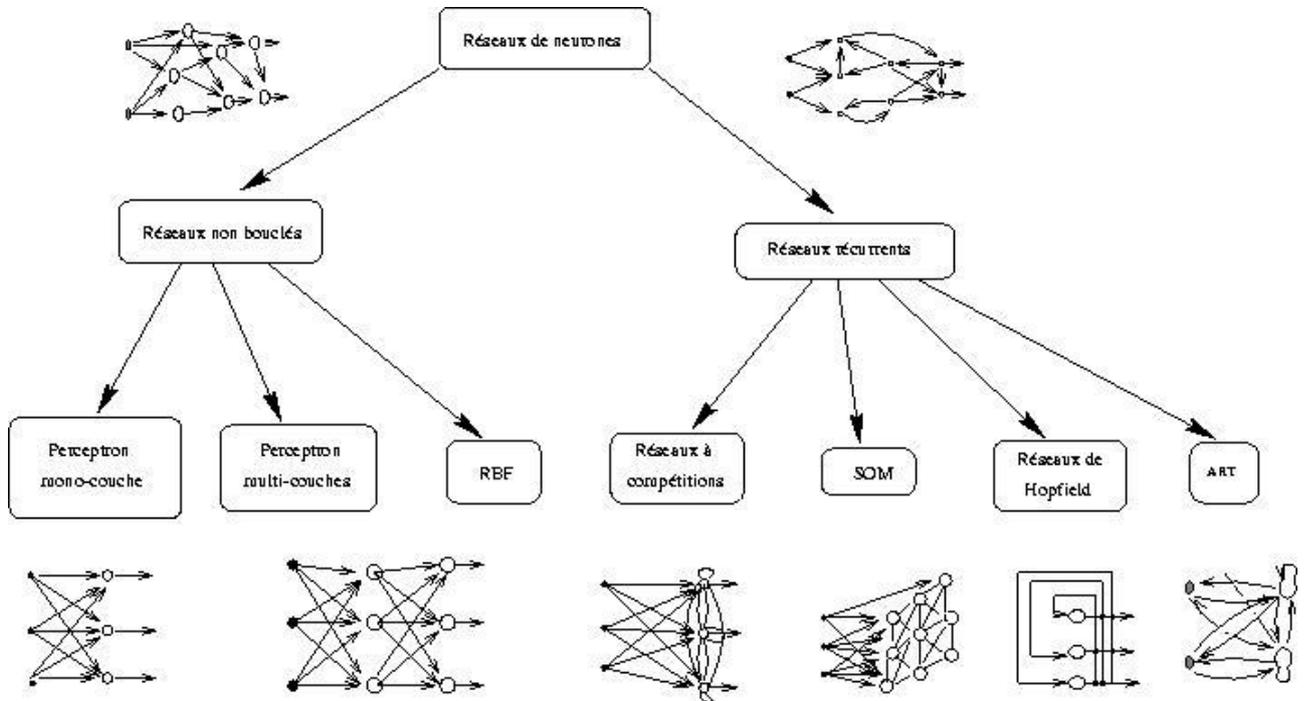


Figure II-4 : représentation des différentes topologies de R.N.A

II.3.1 Les réseaux non bouclés (ou réseaux non récurrents) :

Les réseaux bouclés des réseaux de neurones dans lesquels l'information se propage couche par couche sans retour en arrière possible ; Les réseaux à couches peuvent se diviser en réseaux sans couches cachées et en réseaux avec une ou plusieurs couches cachées.

-Quelques modèles des réseaux de neurone non bouclés :

a-Perceptron mono couche :

C'est historiquement le premier RNA, c'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes

b-Le perceptron multi couche (MLP):

Le perceptron multicouche (PMC) est un réseau composé de couches successives, une couche est un ensemble de neurones n'ayant pas de connexion.

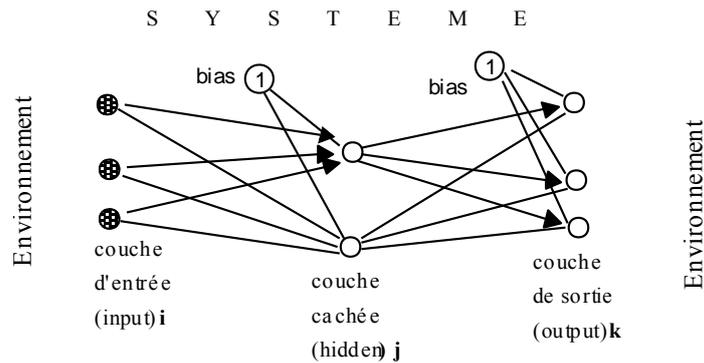


Figure II-5 : Architecture multicouche

C -Le réseau à fonction radiale (RBF) :

Le réseau RBF (Radial Basis Fonction) est un réseau de neurones supervisé. Il s'agit d'une 'spécialisation' d'un PMC(perceptron multi couche). Il a la même structure que le Perceptron multicouches, mais la fonction d'activation est une fonction de type Gaussienne. Ce réseau, à cause de son architecture, utilise le plus souvent la règle d'apprentissage de correction d'erreur et la règle par apprentissage compétitif. Il peut avoir un apprentissage qui combine en même temps l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé Ce réseau obtient des performances comparables ou supérieures à ceux du Perceptron multicouches. De plus leur apprentissage plus rapide et plus simple en font des outils de choix pour plusieurs types d'applications, dont la classification et l'approximation des fonctions. Cependant, ce réseau n'a pas si grandes recherches que le Perceptron multicouches.

-Architecture :

Un RBF est constitué uniquement de **3couches** :

- **La couche d'entrée** : elle retransmet les inputs sans distorsion.
- **La couche RBF** : couche cachée qui contient les neurones RBF.
- **La couche de sortie** : simple couche qui contient une fonction linéaire.

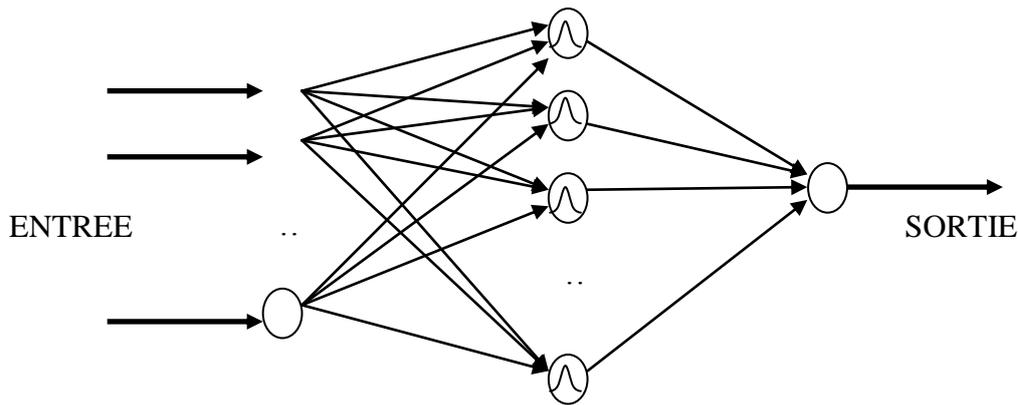


Figure II-6 : architecture d'un réseau à fonction radiale (RBF)

-Chaque neurone RBF contient une **gaussienne** qui est centrée sur un point de l'espace d'entrée.

-Pour une entrée donnée, la sortie du neurone RBF est la **hauteur** de la gaussienne en ce point.

-La fonction gaussienne permet aux neurones de ne répondre qu'à une petite **région** de l'espace d'entrée, région sur laquelle la gaussienne est centrée.

$$F(x) = \exp(-x^2 / (2 * \beta^2)) \quad (II-2)$$

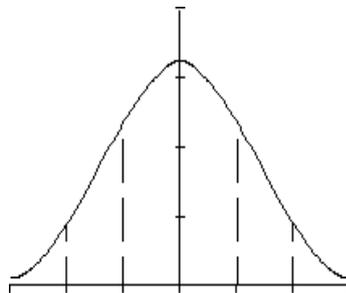


Figure II-7 : fonction gaussienne

II.3.2 Les réseaux récurrents :

Les réseaux récurrents constituent la deuxième grande catégorie de réseaux de neurones, avec les réseaux type perceptron. Trois classes importantes de réseaux récurrents sont présentées dans ce paragraphe : les réseaux récurrents à couches (le réseau de Elman et le réseau de Jordan), les réseaux à compétition (réseaux ART et réseaux de Kohonen, « Self-organisation

mapping ») et les réseaux à connexions symétriques (réseau de Hop Field). Le réseau de Jordan est le réseau récurrent le plus ancien.

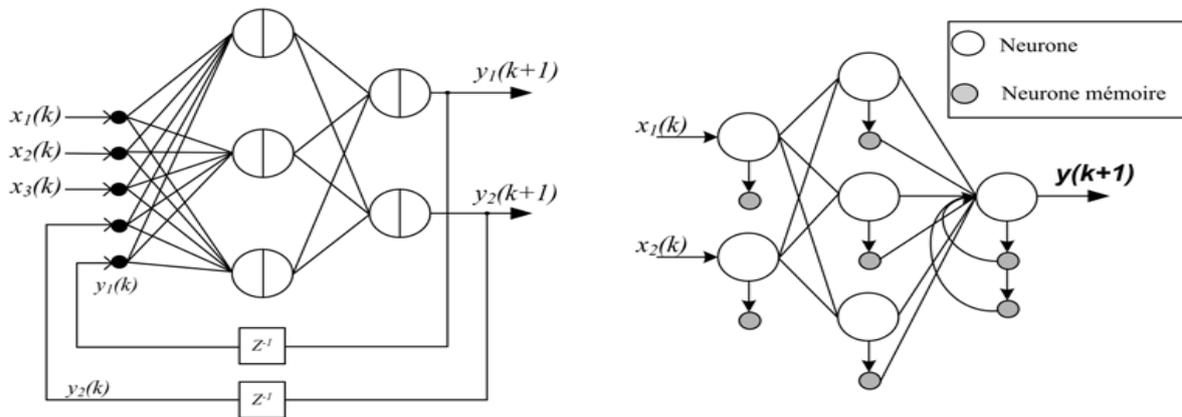


Figure II-8 : Réseaux de neurones récurrents

II.3.2.1 Les réseaux à compétition :

Les réseaux à compétition sont composés d'une couche de neurones qui reflète passivement les données d'entrée présentée au réseau, et une couche de neurones de sortie en compétition. On utilise le réseau de la façon suivante : une donnée d'entrée est présentée au réseau, provoquant des réponses variées de la part des neurones de sortie. La compétition s'installe alors entre ces derniers, et prend la forme d'un combat d'influence qui doit éventuellement se stabiliser, grâce à la force des liens inhibiteurs. A la fin de la compétition, le ou les neurones de sortie les plus activés sont déclarés "vainqueurs". Des exemples de réseaux ART (Adaptive Resonance Theory) et de réseaux de Kohonen (Self-organisation mapping) sont présentés ci-après.

II.3.2.2 Les réseaux ART :

Les réseaux ART sont des réseaux à compétition. Le problème majeur qui se pose dans ce type de réseaux est le dilemme stabilité/plasticité. En effet dans un apprentissage par compétition, rien ne garantit que les catégories formées vont rester stable. La seule possibilité pour assurer une stabilité, serait que le taux d'apprentissage tende vers zéro, mais alors le réseau perd sa plasticité. C'est pour résoudre ce problème, qu'on utilise les réseaux ART. Les valeurs de poids ne sont adaptées que s'il y a une approximation suffisante entre l'entrée du réseau et le prototype déjà connu par le réseau. Alors il existe une résonance. Sinon, l'entrée du système est très éloignée du prototype, on fonde alors une nouvelle classe. Le mode d'apprentissage peut être supervisé ou non. On va présenter deux types de ces réseaux :

- ✓ **ART-1** : est un système binaire dont la fonction est d'associer à une donnée d'entrée binaire un seul neurone de sortie. Les autres membres de cette famille ne sont pas si limités. Le but le plus connu de ce réseau est de modéliser la reconnaissance d'un objet perçu, ainsi que de stocker une information. Mais ces réseaux sont très sensibles aux bruits qui apparaissent sur les données. Pour y échapper, on doit mettre en place une couche de filtrage.
- ✓ **ART-2** : traite des valeurs continues, mais il a le même but que le réseau précédent. Cependant les calculs utilisés sont beaucoup plus difficiles à comprendre. [10]

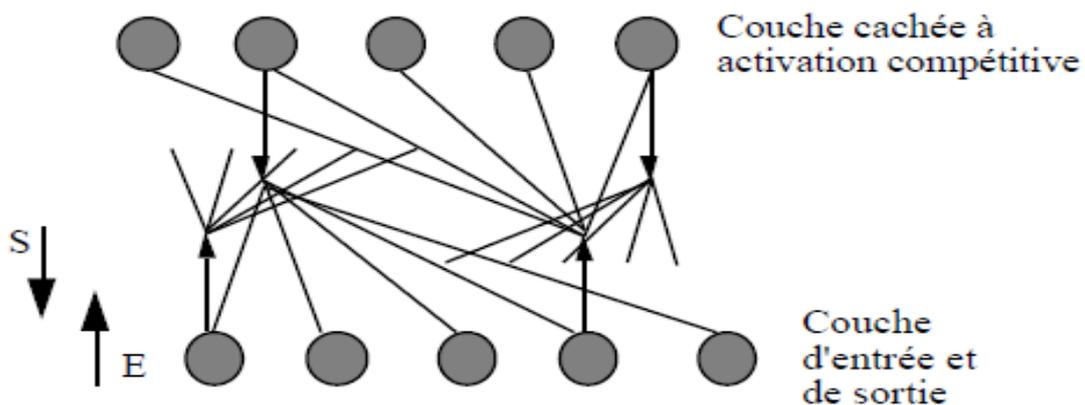


Figure II-9 : Architecture du réseau ART [11]

II.3.2.3 Les réseaux de Kohonen (Self organisation mapping) :

Utilisent la carte de Kohonen. Cette carte est composée de deux couches dont la première constitue l'entrée du réseau et la seconde la sortie. On peut voir la structure de cette carte sur la figure ci-après. Les neurones de cette carte sont disposés en une topologie déterminée. Plusieurs topologies sont possibles, par exemple une carte carré ou un carte rectangulaire.

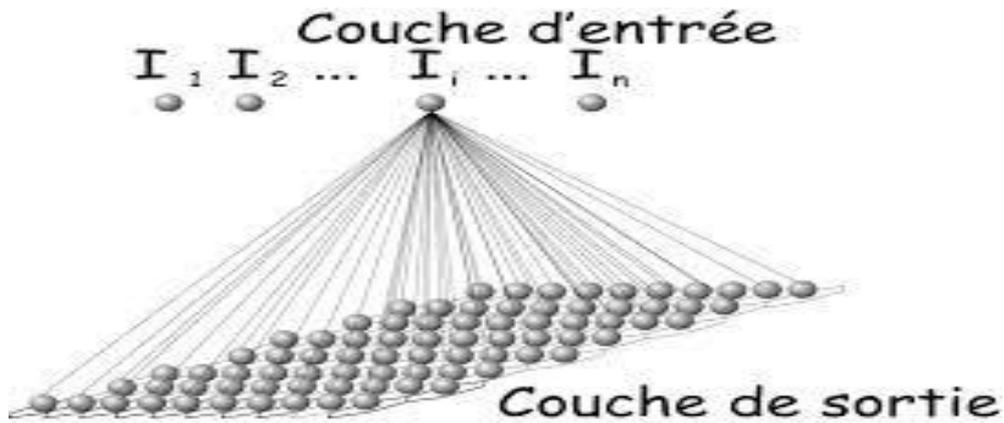


Figure II-10 : Réseau de Kohonen

II.3.2.4 Réseau de Hopfield :

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non supervisé.

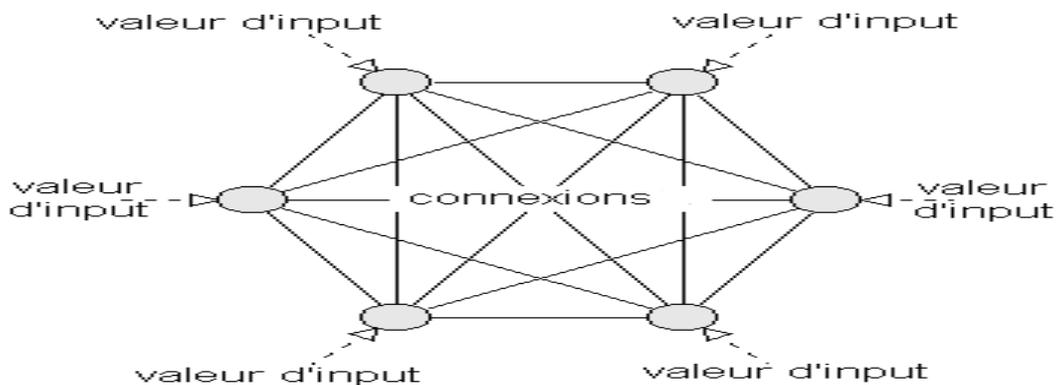


Figure II-11 : Model de réseaux hopfield

II.4 Apprentissage des réseaux de neurones artificiels :

Avant leur emploi, les réseaux de neurones artificiels doivent être bien entraînés pour estimer les paramètres de connexion. L'entraînement est un processus graduel, itératif ou récursif, dans lequel les poids du réseau sont modifiés plusieurs fois selon un but défini avant d'atteindre leurs valeurs finales.

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention de comportement désiré.

On distingue deux grandes classes d'algorithmes d'apprentissage :

II.4.1 Apprentissage supervisé :

L'apprentissage est dit supervisé si les différentes familles de formes, ou classe, sont connues a priori ainsi que l'affectation de chaque forme à telle ou telle famille.

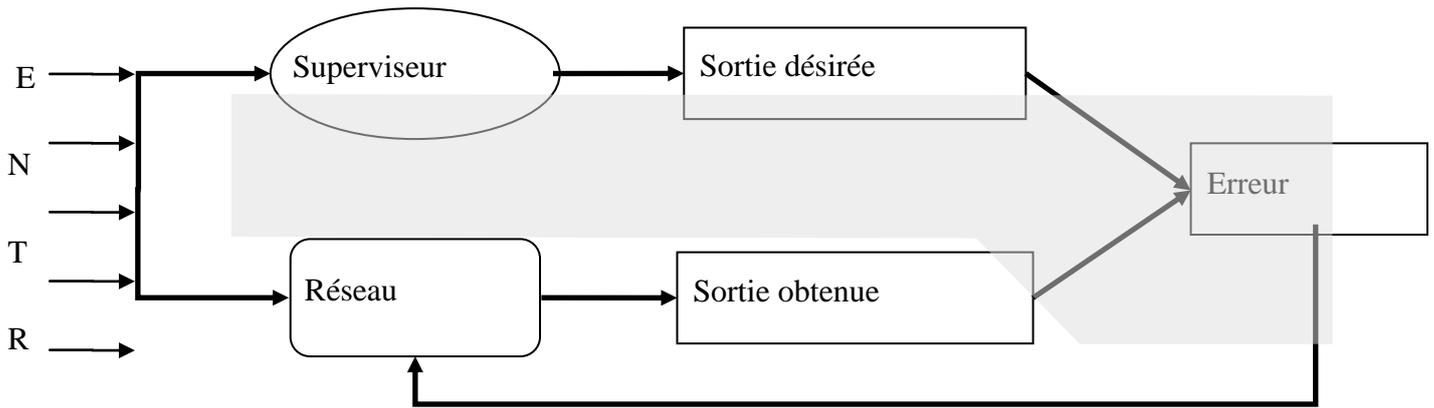


Figure II-12 : présentation d'un apprentissage supervisé

II.4.2 Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé est une technique différente où on ne détermine pas de variables de sortie. Le réseau va de lui-même catégoriser les variables d'entrée.

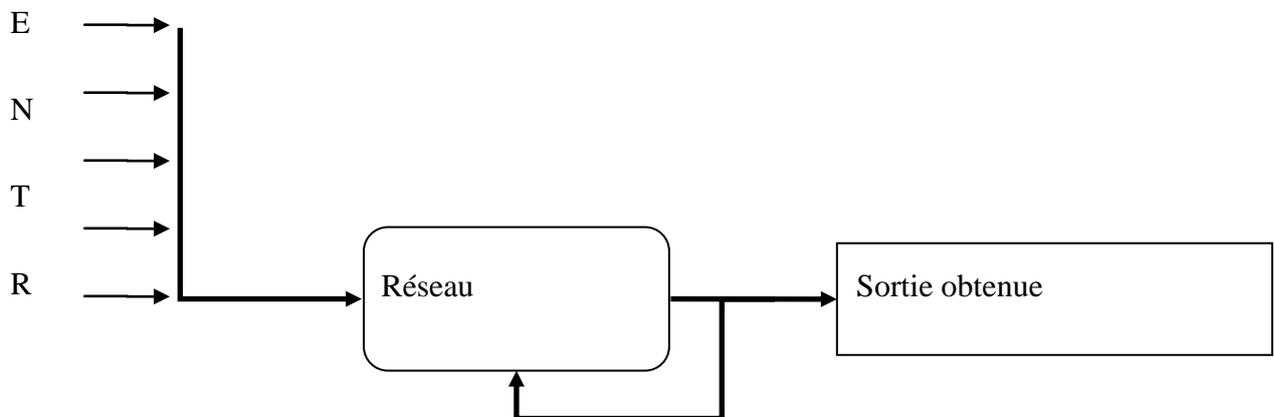


Figure II-13 : Présentation d'un apprentissage non supervisé [12]

II.5 Domaines d'application des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones sont des systèmes artificiels modernes qui sont des outils d'analyse et d'interprétation de données. Leur création exige la connaissance approfondie de plusieurs domaines scientifiques.

- Des spécialistes au niveau médical, principalement en neurophysiologie pour donner une information concrète de la structure de cerveau humain.
- Des notions de mathématiques et en plus de la physique pour créer les formules permettant la modélisation du cerveau.
- Une expertise informatique afin d'utiliser le système.

Cependant, ces réseaux ne sont pas encore si intelligents et on ne peut pas les appliquer pour la création d'une machine intelligente telle que celle de l'être humain. Mais ils s'appliquent sur une grande variété de domaines, de la médecine à la gestion, de la consommation d'eau et d'électricité ou encore en physique des particules, dans le domaine de la classification et de la reconnaissance des formes. Comme chaque méthodologie, ils ont leurs limites et leurs profils d'application privilégiés.

On peut aussi utiliser les réseaux de neurones dans divers domaines de l'industrie (par exemple le diagnostic de panne ou le contrôle de qualité), de la télécommunication (par exemple l'élimination du bruit ou l'analyse du signal), de l'environnement (par exemple la prévision et la modélisation hydrologique ou l'analyse chimique). Le marketing est aussi un domaine où les réseaux sont utilisables. Les hommes se servent d'eux pour diminuer les tâches d'administration d'énormes bases de données. On appelle cette méthode, le data minin

II.6 Conclusion :

Les réseaux de neurones, de part la quantité des travaux de recherche et des réalisations existantes, présentent un certain nombre de points forts. En premier lieu, ils constituent des approximateurs universels capables de modéliser des systèmes complexes avec la précision voulue à partir d'un jeu de données entrées /sorties.

Leur capacité d'apprentissage permet de simplifier la synthèse et la commande d'un procédés industriel dans la mesure sans qu'il soit nécessaire de faire appel au modèle mathématique, souvent imprécis ou difficile à obtenir du système à commander.

A base des définitions décrites et les connaissances acquises dans ce chapitre, nous allons appliquer les réseaux de neurone dans la modélisation du processus de la séparation électrostatiques des mélanges granulaire dans le **chapitre 3**

Chapitre III :

Les résultats de Modélisation expérimentale des
processus de séparation électrostatique

Chapitre III : Modélisation des processus de séparation électrostatique par RNA

III.1 Introduction

Le présent chapitre est consacré à la mise en place d'une modélisation fine du comportement réel d'un séparateur électrostatique à cylindre tournant à base des réseaux de neurones RNA (Figure III.1) qualifié de complexe à cause de l'interaction d'un ensemble de phénomènes. Vu la complexité de ces phénomènes nous avons vu qu'il est envisageable de modéliser le comportement de cette installation par un modèle empirique.



Figure III-1 : Séparateur électrostatique à cylindre tournant SELMEG (Laboratoire IRECOM ; Université de Sidi Bel Abbese

III.2 Modélisation empirique d'un séparateur électrostatique à cylindre tournant :

Nous cherchons à travers cette étude à améliorer le comportement d'un séparateur électrostatique utilisé dans la récupération des produits conducteurs et isolants à partir des déchets de câbles électriques (**Figure III.2**). L'installation utilisée dans cette application est équipée de trois compartiments réservés aux produits conducteurs, isolants et mixtes.



Figure III-2 : Déchets de câbles électriques récupérés à la sortie d'un broyeur (a) : granules isolantes (b) : granules conductrices

Dans cette installation la qualité d'une séparation peut être quantifiée par plusieurs critères de performances tels que : la *récupération* et la *pureté* des produits conducteurs et isolants et le *pourcentage* du produit mixte définis respectivement par les relations (III.1-III.3)

$$Réc(\%) = \frac{m_{ic}}{m_{it}} \times 100 \quad (III-1)$$

$$Pur(\%) = \frac{m_{ic}}{m_{tci}} \times 100 \quad (III-2)$$

$$M(\%) = \frac{M}{m_t} \quad (III-3)$$

Avec

- m_t : masse totale du mélange granulaire introduit dans le séparateur,
- m_{ti} : masse totale du produit i introduit dans le séparateur ;
- m_{ic} : masse du produit i collecté dans la partie qui lui est réservé,
- m_{tci} : masse totale du produit collecté dans le compartiment réservé au produit i .
- M : masse totale du produit mixte

Dans notre étude la qualité d'une séparation est modélisée en fonction de trois facteurs contrôlés électriquement. Ces facteurs sont : la vitesse de rotation du cylindre tournant « n [tr/min] », la valeur de la haute tension appliquée aux électrodes couronne et statique « u [kV] » ; et le débit du mélange introduit dans le séparateur électrostatique « d [kg/h] ». Des essais préliminaires ont permis de déterminer les plages de variation de chaque facteur susceptible de conduire à des séparations optimales (**table III.1**)

Tableau III-1 ; Domaine d'étude

Facteur	min	max
Vitesse n [tr/min]	60	100
Tension u [kV]	26	30
Débit d [kg/h]	6	12

III.3 Architecture et mise en œuvre du RNA :

Il existe actuellement plus de 50 types de réseaux utilisés dans différentes applications. Dans le présent travail nous nous intéressons plus particulièrement aux réseaux de type feed-forward. La figure.III.3 montre les connexions entre les neurones de cette structure

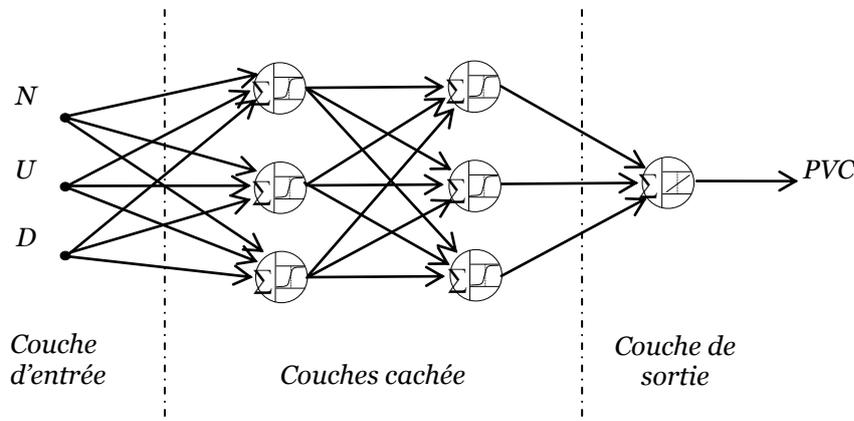


Figure III-3 : Modèle du réseau de neurones de type feed-forward

-La meilleure performance de l'architecture est défini par le coefficient de détermination (R^2) qui définit l'intégrité des données expérimentales :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i)^2} \quad (III-4)$$

-Le réseau est ensuite testé afin d'évaluer la précision de la prédiction par une mesure de l'erreur quadratique moyenne (**MSE**), qui est déterminée par :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - y_i)^2}{n} \quad (III-5)$$

Dans la présente étude, le réseau neuronal est configuré en tant qu'un modèle à entrées multiples – sortie unique (MISO) dans l'environnement MATLAB.

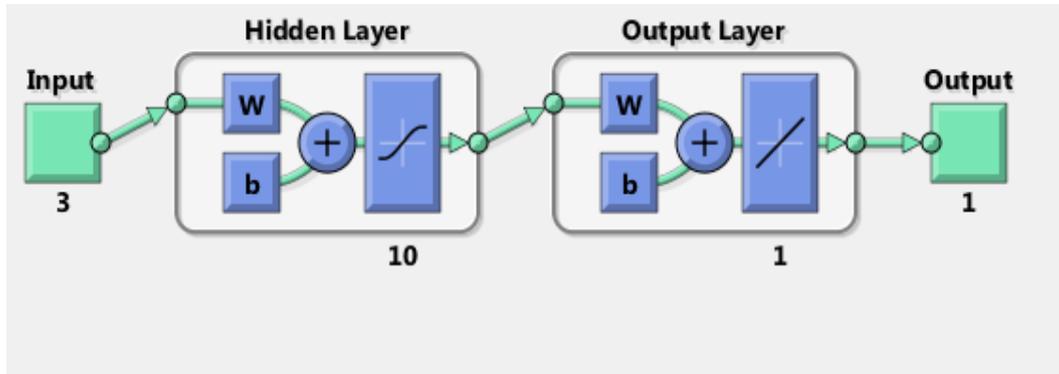


Figure III-4 : Structure neuronale utilisée pour la modélisation

III.3.1 Choix du nombre d'unités cachées du RNA :

Le nombre d'unités de la couche cachée est toujours important car ce sont elles qui conditionnent l'optimisation et la performance du système expert

La méthode la plus évidente utilisée actuellement dans la détermination exacte du nombre de couches et du nombre de neurones consiste à appliquer une stratégie de l'essai et l'erreur pour déterminer la structure du réseau le plus performant.

Le Tableau 1 résume la performance en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE) et le coefficient de détermination (R^2) lorsque le nombre de neurones augmente de 10 à 50

Les Figure. (III.5) -(III.8). Montrent les performances de notre RNA pour une variation du nombre de neurones, le Pourcentage des données est respectivement 15% pour le test et 15% pour la validation.

Table. III.3 : Variation du nombre de neurones cachés

Nombre de neurones	MSE	R ²
5	0.033293E -3	0.92473
10	0.0047034	0.98705
15	0.010631	0.95547
20	0.035837	0.9645
25	0.0196	0.96694
30	0.074469	0.96995
35	0.092288	0.93341
40	0.092347	0.92329
45	0.094949	0.92072
50	1.2315	0.4162

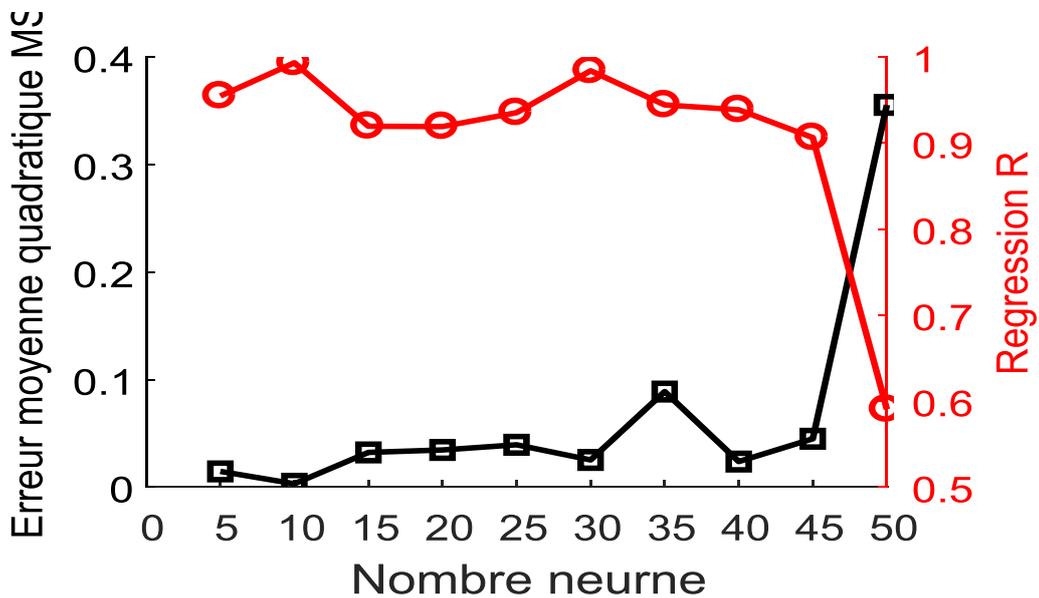


Figure III-5 : Variation de l'erreur quadratique moyenne (MSE) et du facteur R en fonction du nombre des neurones cachés

D'après le tableau **Table III.3**, et la figure **III.5** on peut constater que l'erreur quadratique moyenne (MSE) croît avec l'augmentation du nombre des neurones cachés, alors

que le facteur de détermination R^2 diminue. En exploitant ça, le nombre des neurones cachés est fixé à 10 dans le reste de notre étude

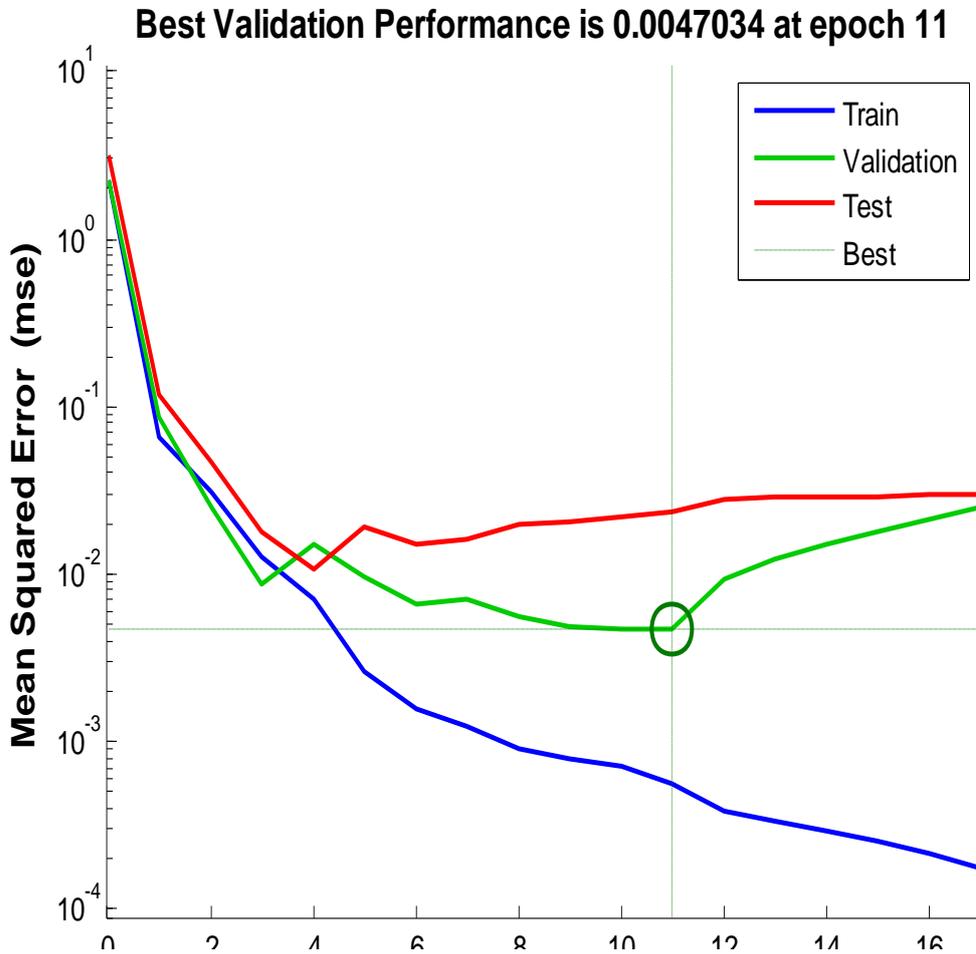


Figure III-6 : Erreur quadratique moyenne (MSE) entre l'apprentissage, la validation et le test

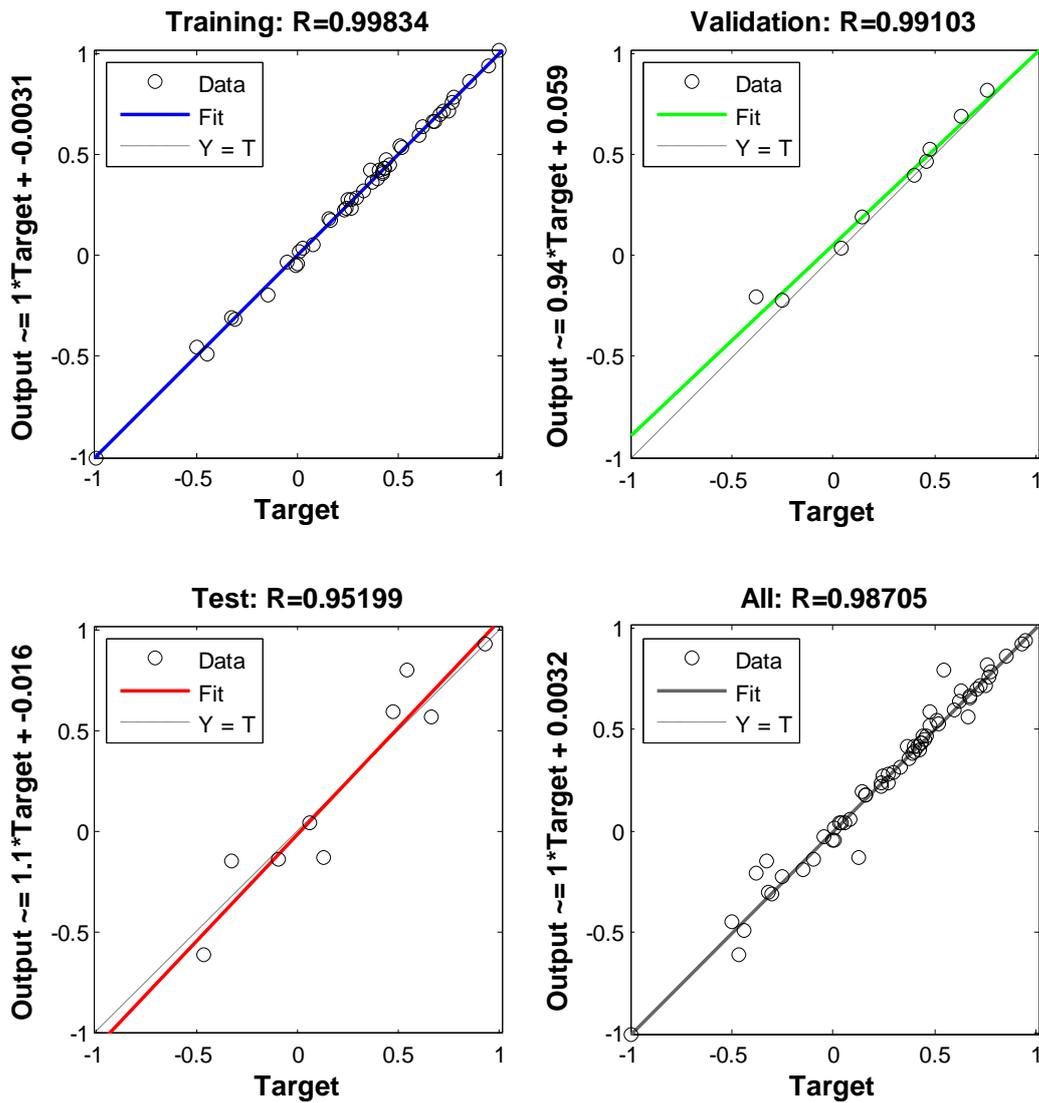


Figure III-7 : Facteur de détermination (R^2) pour l'apprentissage, la validation et le test

Un autre critère est indispensable pour l'évaluation de l'architecture des réseaux de neurone artificiel, et son efficacité : l'erreur entre la valeur prédite et la valeur mesurée pour les données de la validation. Elle est estimée à 0,003131 (**figure III.8**)

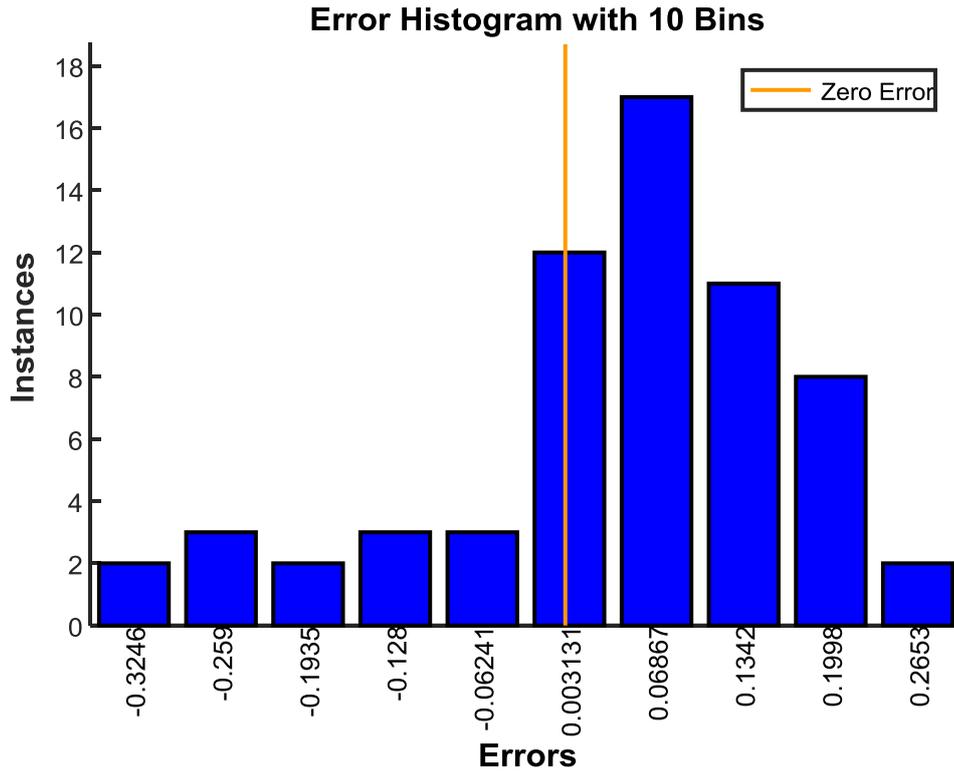


Figure III-8 : Histogramme d'erreur ($err=Y_{pred}-Y_{mes}$)

III.3.2 Les réseaux à fonction radiale (RBF):

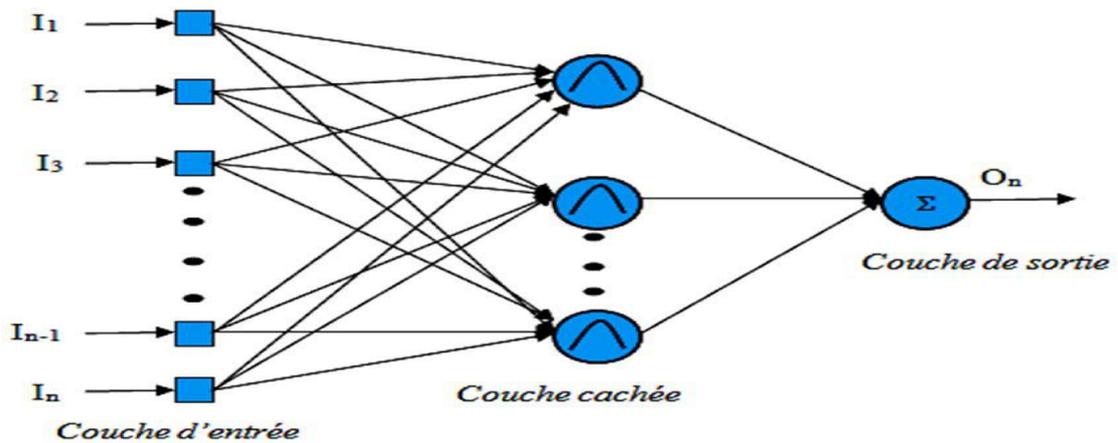


Figure III-9 : configuration RNA multicouche à fonction radiale

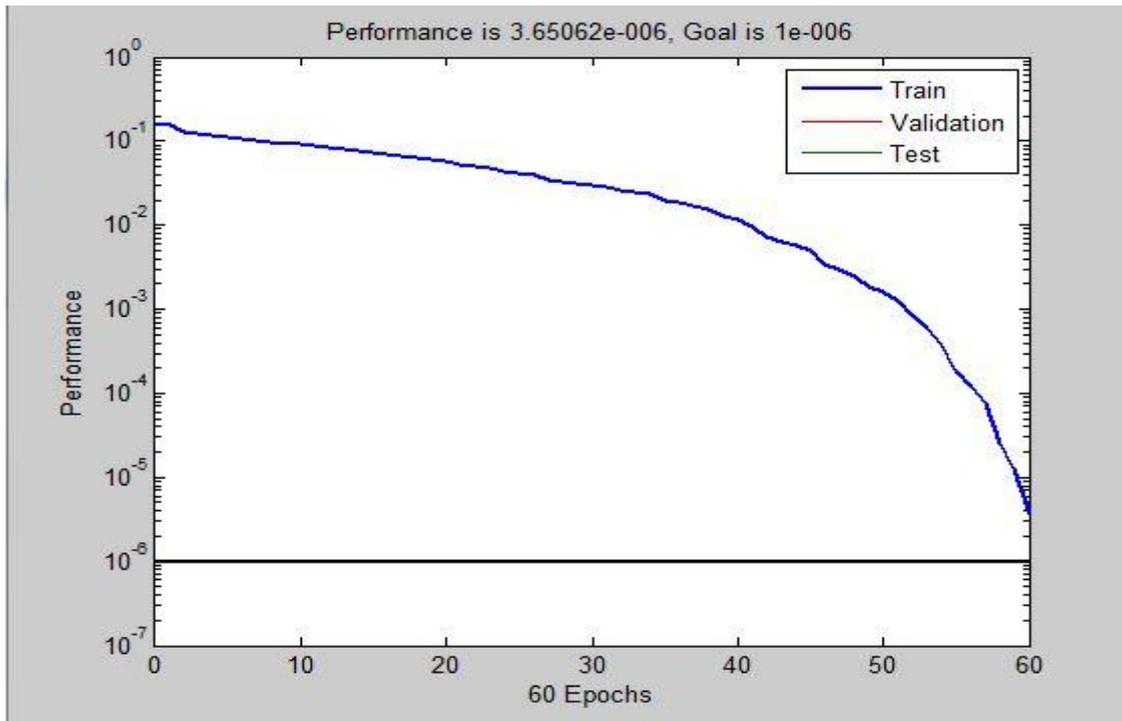


Figure III-10: Erreur quadratique moyenne (MSE) entre l'apprentissage, la validation et le test

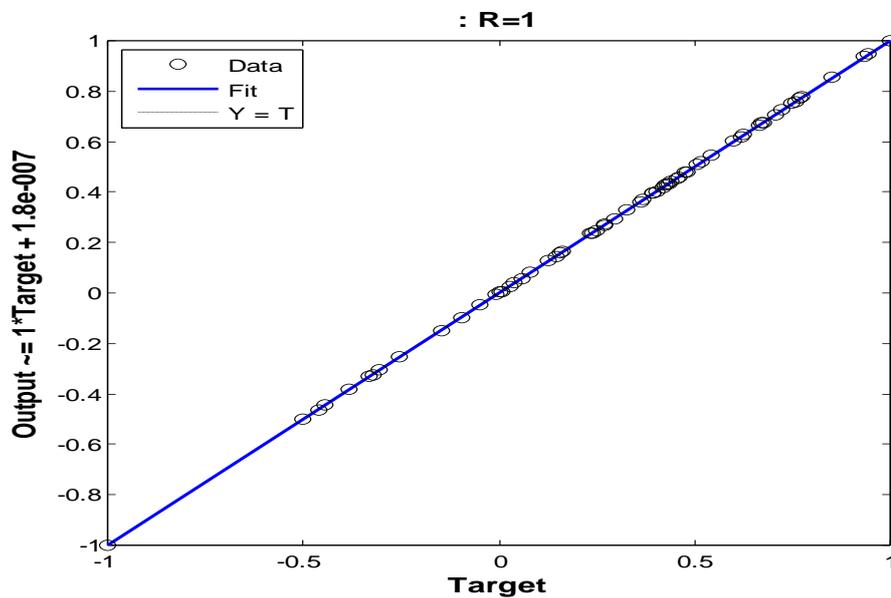


Figure III-11 : Facteur de détermination (R^2) pour l'apprentissage

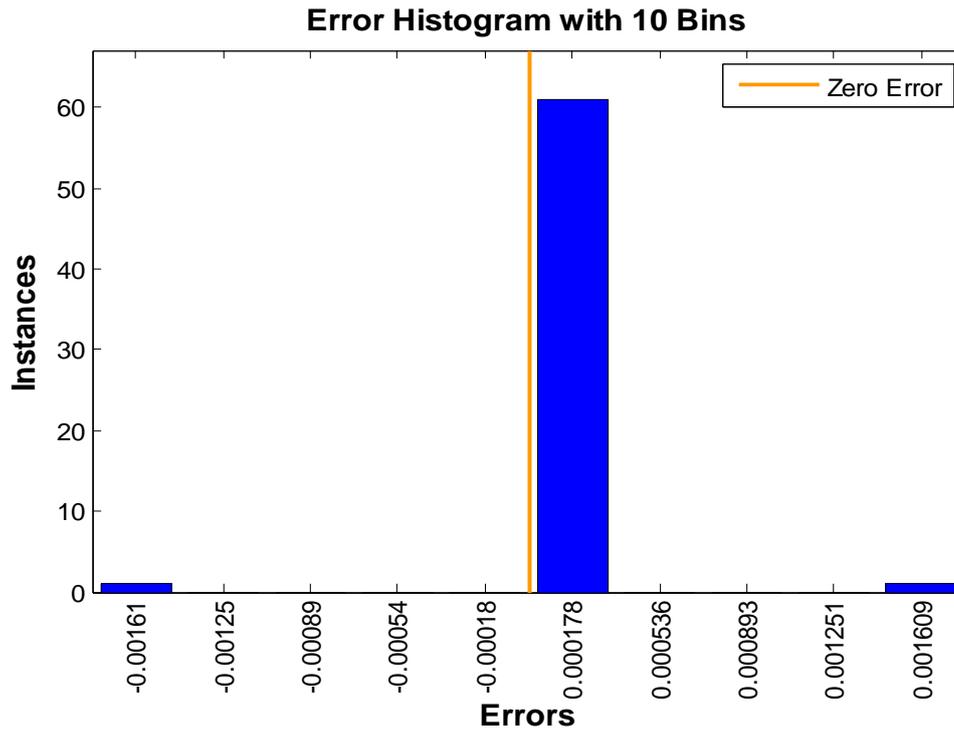


Figure III-12 : Histogramme d'erreur

III.4 Conclusion

Un modèle de processus de séparation électrostatique (cylindre tournant) à base du réseau neurone artificiel (feed-forward ; réseaux radial basis) a été élaboré et étudié dans ce chapitre.

Les résultats de la simulation suggèrent l'utilisation d'un faible nombre de neurones (10 dans notre cas) pour un RNA de type de feed-forward le problème de nombre de neurone dans la couche cachée ne se pose pas pour un RNA de type radial basis, car le nombre de neurone dans la couche cachée est égal au nombre d'entrées. Les valeurs des indicateurs d'erreur pour le réseau sont faibles, ce qui indique une diminution de l'écart entre les prévisions et les données mesurées pour les deux types de réseaux avec un léger avantage pour radial basis au niveau de l'erreur quadratique et du coefficient R. Cela montre que RNA est un outil potentiellement prééminent et efficace pour modéliser les processus non linéaires tels que les séparateurs électrostatiques.

Conclusion Général

Conclusion Générale

Le traitement du produit granulaire obtenu se fait généralement en fonction des paramètres spécifiques des particules du mélange. Le tri des mélanges en fonction de leurs conductivités électriques est assuré généralement par les processus de séparation électrostatique. Ce type de processus est considéré en tant que processus multifactoriel. Pour augmenter la qualité des produits récupérés à la sortie de ce type de processus on passe généralement par une étude systématique de la liaison fonctionnelle qui relie la qualité du produit et les facteurs de l'installation. La précision des résultats de cette étude est fortement liée à la précision du modèle de la liaison fonctionnelle.

Les résultats de cette recherche ont donné beaucoup d'information sur le processus de séparation électrostatique en visant le développement et l'amélioration des anciennes installations pour les adapter aux nouvelles applications qui visent le traitement des DEEE.

Du côté théorique plusieurs phénomènes physiques qui régissent le fonctionnement du processus de séparation électrostatique ont été discernés.

Le séparateur électrostatique à cylindre tournant a été modélisé à l'aide d'un réseau neurone artificiel (RNA) ; le présent de ce travail est consacré à la mise en place d'une modélisation fine du comportement réel d'un séparateur électrostatique à cylindre tournant à base des réseaux de neurones RNA (réseaux feed-forward et réseaux à fonction radiale) qualifié de complexe à cause de l'interaction d'un ensemble de phénomènes. Vu la complexité de ces phénomènes nous avons vu que les RNA donnent un bon modèle qui approxime le fonctionnement réel du séparateur réel.

Annexes 1

Donnée expérimentale de notre étude					
Base de données expérimentales (Régression/Apprentissage)	N° d'expérience	N [tr/min]	U [kV]	D (kg/h)	Y _{mes} [%]
	1	60	26	6	78,73
	2	100	26	6	74,39
	3	60	30	6	87,62
	4	100	30	6	75,25
	5	60	26	12	43,15
	6	100	26	12	19,48
	7	60	30	12	58,12
	8	100	30	12	73,87
	9	60	28	9	66,89
	10	100	28	9	74,17
	11	80	26	9	62,68
	12	80	30	9	75,49
	13	80	28	6	94,11
	14	80	28	12	57,98
	15	80	28	9	73,3
	16	60	26	9	57,54
	17	60	27	7,5	77,73
	18	60	27	10,5	48,05

Annexes

19	60	28	6	93,69
20	60	28	12	52,17
21	60	29	7,5	83,79
22	60	29	10,5	59,31
23	60	30	9	69,1
24	70	26	7,5	72,93
25	70	26	10,5	46,08
26	70	27	6	90,52
27	70	27	9	63,86
28	70	27	12	45,42
29	70	28	7,5	86,65
30	70	28	10,5	58,88
31	70	29	6	96,14
32	70	29	9	71,71
33	70	29	12	60,05
34	70	30	7,5	81,89
35	70	30	10,5	64,05
36	80	26	6	80,83
37	80	26	12	40,75
38	80	27	7,5	81,6
39	80	27	10,5	54,06
40	80	29	7,5	86,91
41	80	29	10,5	68,1

Annexes

42	80	30	6	87,42
43	80	30	12	66,97
44	90	26	7,5	73,01
45	90	26	10,5	40,06
46	90	27	6	83,6
47	90	27	9	67,33
48	90	27	12	38,58
49	90	28	7,5	84,9
50	90	28	10,5	63,4
51	90	29	6	85,65
52	90	29	9	76,09
53	90	29	12	68,22
54	90	30	7,5	77,37
55	90	30	10,5	72,02
56	100	26	9	60,89
57	100	27	7,5	74,76
58	100	27	10,5	45,15
59	100	28	6	83,37
60	100	28	12	55,95
61	100	29	7,5	76,22
62	100	29	10,5	70,4
63	100	30	9	74,49

Annexes 2

Programme de simulation :

I .RNA (feed-forward)

```

1 net=newff (P,T,S,TFi,BTF,BLF,PF);
2 net=init (net);
3 net.trainParam.epochs=5000;
4 net.trainParam.goal=1e-5;
5 LP.lr=0.1;
6 net=train (net,P_train,T_train);
7 Y_train=net(P_train);
8 error_train=Y_train-T_train;
9 Y_valide=net(P_valide);
10 error_valide=Y_valide-T_valide

N=[60 100 60 100 60 100 60 100 60 100 80 80 80 80 80 60 60 60 60 60 60 60
60 60 70 70 70 70 70 70 70 70 70 70 70 70 80 80 80 80 80 80 80 80 80 90 90 90 90
90 90 90 90 90 90 90 90 100 100 100 100 100 100 100 100];
U=[26 26 30 30 26 26 30 30 28 28 26 30 28 28 28 26 27 27 28 28 29 29 30 26
26 27 27 27 28 28 29 29 29 30 30 26 26 27 27 29 29 30 30 26 26 27 27 27 28
28 29 29 29 30 30 26 27 27 28 28 29 29 30 ];
D=[6 6 6 6 12 12 12 12 9 9 9 9 6 12 9 9 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 9 7.5 10.5 6
9 12 7.5 10.5 6 9 12 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 6 9 12
7.5 10.5 6 9 12 7.5 10.5 9 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 9];
m=[78.73 74.39 87.62 75.25 43.15 19.48 58.12 73.87 66.89 74.17 62.68 75.49
94.11 57.98 73.3 57.54 77.73 48.05 93.69 52.17 83.79 59.31 69.1 72.93 46.08
90.52 63.86 45.42 86.65 58.88 96.14 71.71 60.05 81.89 64.05 80.83 40.75
81.6 54.06 86.91 68.1 87.42 66.97 73.01 40.06 83.6 67.33 38.58 84.9 63.4
85.65 76.09 68.22 77.37 72.02 60.89 74.76 45.15 83.37 55.95 76.22 70.4
74.49];
P=[U; N; D]
T=m;
Pc=mapminmax(P);
Tc=mapminmax(T);
net=newff (Pc,Tc,10);i
view(net)
net = train(net,Pc,Tc);
net=init (net);
net.trainParam.epochs=5000;
net.trainParam.goal=1e-5;
LP.lr=0.1;
ploterrhist(e, 'bins', 30)

```

II.RNA (réseaux radial basis)

```

N=[60 100 60 100 60 100 60 100 60 100 80 80 80 80 80 60 60 60 60 60 60
60 60 60 70 70 70 70 70 70 70 70 70 70 70 80 80 80 80 80 80 80 80 90 90
90 90 90 90 90 90 90 90 90 90 100 100 100 100 100 100 100 100];
U=[26 26 30 30 26 26 30 30 28 28 26 30 28 28 28 26 27 27 28 28 29 29 30
26 26 27 27 27 28 28 29 29 29 30 30 26 26 27 27 29 29 30 30 26 26 27 27
27 28 28 29 29 29 30 30 26 27 27 28 28 29 29 30 ];
D=[6 6 6 6 12 12 12 12 9 9 9 9 6 12 9 9 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 9 7.5
10.5 6 9 12 7.5 10.5 6 9 12 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 7.5 10.5 6 12 7.5
10.5 6 9 12 7.5 10.5 6 9 12 7.5 10.5 9 7.5 10.5 6 12 7.5 10.5 9];
m=[78.73 74.39 87.62 75.25 43.15 19.48 58.12 73.87 66.89 74.17 62.68
75.49 94.11 57.98 73.3 57.54 77.73 48.05 93.69 52.17 83.79 59.31 69.1
72.93 46.08 90.52 63.86 45.42 86.65 58.88 96.14 71.71 60.05 81.89 64.05
80.83 40.75 81.6 54.06 86.91 68.1 87.42 66.97 73.01 40.06 83.6 67.33
38.58 84.9 63.4 85.65 76.09 68.22 77.37 72.02 60.89 74.76 45.15 83.37
55.95 76.22 70.4 74.49];
P=[U; N; D]
T=m;
Pc=mapminmax(P);
Tc=mapminmax(T);

%%
%réseau radial
% choose a spread constant
spread = .2;
% choose max number of neurons
K = 63;
% performance goal (SSE)
goal = 1e-6;
% number of neurons to add between displays
Ki = 5;
% create a neural network
net = newrb(Pc,Tc,goal,spread,K,Ki);
%-----

y=net(Pc);
[r,m,b] = regression(Tc,y);
figure(2)
plotregression(Tc,y);
figure(3)
e = Tc - y;
ploterrhist(e,'bins',10)

```

Bibliographiques

[1] : www.journal du net.com

[2] : www.recylum.com

[3] : Y. Brahami, A. Tilmatine, R. Ouiddir, A. Bendaoud, K. Medles, L. Dascalescu, (2015) ‘Modeling of a New Triboelectrostatic Separation Process for Micronized Plastics’, IEEE trans, Ind, Appl. 51, p.4145-4150

[4] : <https://www.ecologic-France.com> (eee-donnees-2014-sunthese-8583.pdf)

[5] : S.E. Bendimerad. (2013) ‘Etude et réalisation d’un procédé de séparation triboélectrique des particules isolantes’, Thèse Doctorat .Univ.SBA.

[6] : www.wikistat.pdf.com

[7] : <http://www.google.dz/> structure d’un neurone

[8] : cours RNA de: Md ;SAKKEL2017/2018 centre universitaire ain temouchent

[9] : <http://www.peoi.org/Courses/Coursesfr/neural/neural4.html>

[10] : cours RNA de: Md ;SAKKEL2017/2018 centre universitaire ain temouchent

[11] : intelgence-artificielle-robotique-weebly.com

[12] : <https://hal.amu.archives-ouvertes.fr/hal.01338010>

[13] : Chun Laia,*, S King Limb, P ChiongTeha, K Ho Yeapa (2016) ‘Modeling electrostatic separation process using artificial neuralnetwork (ANN)’, Information Technology and Quantitative Management (ITQM2016),Procedia Computer Science 91 (2016) 372 – 381

التلخيص

الهدف من هذا المشروع هو نمذجة فاصل اسطوانة الدوران الكهروستاتيكي باستخدام شبكة عصبية يوجد حالياً أكثر من 50 نوعاً من الشبكات المستخدمة في التطبيقات المختلفة. في (RNA) اصطناعية هذا العمل ، نحن مهتمون بشكل خاص بالشبكات من نوع التغذية إلى الأمام وكذلك بشبكة الوظيفة الشعاعية (RBF).

Résumé

L'objectif de ce projet est la modélisation d'un séparateur électrostatique à cylindre tournant à l'aide d'un réseau neuronal artificiel (RNA). Il existe actuellement plus de 50 types de réseaux utilisés dans différentes applications. Dans le présent travail nous intéressons plus particulièrement aux réseaux de type feed-forward et aussi par le réseau à fonction radiale (RBF).

Abstract

The goal of this project is the modeling of a rotating cylinder electrostatic separator using an artificial neural network (ARN). There are currently more than 50 types of networks used in different applications. In the present work we are particularly interested in feed-forward type networks and also by the radial function network (RBF).