MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE «Abbés LAGHROUR» DE KHENCHELA
FACULTE DES SCIENCES ET DE TECHNOLOGIE

Département de Génie Mécanique

N° de série :……

Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme de Master (L.M.D)

Spécialité : Génie Mécanique

Option : Génie des Matériaux

PREDICTION DES CONTRAINTES D'ECOULEMENTS D'UN ACIER MICROALLIE EN UTILISANT DEUX MODELES DIFFERENTS

Réalisé par : - ***OUANNES Oussama***
- ***MEFTAH Chaabane***

Membres de jury :

FELLAH Mammoun	***Prof***	***Président***
CHEHATE Abdelmajid	***M.C.A.***	***Examinateur***
ALLAOUI Abdelhalim	***M.C.B.***	***Rapporteur***

ANNEE UNIVERSITAIRE 2021 -2022

Table des Matières

Introduction générale.....1

CHAPITRE I : Etude théorique du comportement à chaud des aciers micro-alliés

Introduction.....6

Catégories et spécification des aciers HSLA 7

I.1. 1.1. Aciers résistants à la corrosion 8

I.1. 1. 2. Aciers micro-alliés ferrito-perlitique 8

I.1. 1. 3. Aciers Laminés à Structure Perlitique 10

I.1. 1.4. Aciers à Ferrite Aciculaire (bainite à bas carbone) 11

I.1. 1.5. Aciers dual-phase 11

1.6. Aciers à Forme d'inclusion Contrôlés 11

Les processus des aciers HSLA 11

Diagramme d'équilibre fer-carbone..... 15

Courbes 15

Les transformations.....16

Les phases 16

La ferrite 16

L'austénite 17

La cémentite 18

La perlite 18

Influence des éléments d'addition sur la ductilité 19

Introduction 19

Les éléments d'addition 20

CHAPITRE II

Generalites sur les reseaux de neurones

Généralités 29

Définition 29

Historique… 30

Approche classique et neuronale de la mémoire… 31

Axiomes de définition d'un réseau de neurone…. 31

Modélisation par réseau de neurones 31

Neurone biologique 32

Neurone formel 33

Réseau de neurones artificiel (RNN)… 39

Définition 39

Architecture d'un réseau de neurones artificiel 40

L'apprentissage des réseaux de neurones 41

Choix de l'algorithme d'apprentissage 41

Critères d'arrêt 42

Topologies 45

Architecture de réseau de neurone 47

Conclusion 47

CHAPITRE III
Modélisation par regression neuronale

Introduction 48

Essai de compression 48

III.2. 1. Réalisation de l'essai 48

2.Comportements des matériaux sous charge de compression 49

Matériaux étudiés 51

III.3. 1. Nuances industrielles 51

2. Compositions chimiques 52

Modélisation par réseau de neurones 52

Introduction..... 52

Conception d'expériences pour l'acquisition de connaissances sur les contraintes d'écoulement 54

Résultats et discussions 57

Comparaison des prédictions avec les résultats expérimentaux..... 59

Conclusion..... 63

IV.5. Conclusion générale 65

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1	**Compromis résistance-ductilité des différentes familles d'aciers HLE.**	**7**
Figure I.2	**Schéma de l'élaboration d'un acier.**	**12**
Figure I.3	**Diagramme métastable Fe3C.**	**15**
Figure I.4	**Structure ferritique (Fer Armco, Traitement : 950 °C (30 min) – four, Attaque Nital (3 %), Grossissement : 180).**	**17**
Figure I.5	**Structure austénitique (avec précipités de carbures) Acier à 0,12 % C - 25 % Cr - 20 % Ni - 1,5 % Mn - 1,5 % Si Traitement : 1 125 °C (1 h) - eau - 800 °C (30 min) Attaque électrolytique (acide oxalique 10 %) Grossissement : 900.**	**18**
Figure I.6	**Structure perlitique. Acier à 0,8 % C - 0,21 % Mn - 0,22 % Si Traitement : 800 °C (30 min) – four Attaque Nital (3 %) Grossissement : 900.**	**19**
Figure I.7	**Schéma de l'élément "Carbone « C »".**	**20**
Figure I.8	**Schéma de l'élément " Soufre « S ».**	**21**
Figure I.9	**Schéma de l'élément " Phosphore « P ».**	**22**
Figure I.10	**Schéma de l'élément " Aluminium « AL ».**	**22**
Figure I.11	**Schéma de l'élément " Silicium « Si ».**	**23**
Figure I.12	**Schéma de l'élément " Manganèse « Mn ».**	**24**
Figure I.13	**Schéma de l'élément " Vanadium « V».**	**25**
Figure I.14	**Schéma de l'élément " Niobium « Nb».**	**25**
Figure I.15	**Schéma de l'élément " Titane « Ti».**	**26**

Chapitre II

Figure II.1	**Le cerveau humain.**	**29**
Figure II.2	**Schéma d'un neurone biologique.**	**33**
Figure II.3	**Structure d'un neurone artificiel.**	**34**
Figure II.4	**Structure d'un Neurone formel.**	**34**
Figure II.5	**Fonctions binaires à seuil.**	**35**
Figure II.6	**Fonction linéaire.**	**36**
Figure II.7	**Fonction linéaire a seuil.**	**36**
Figure II.8	**Fonction sigmoïde.**	**37**
Figure II.9	**Fonction linéaire.**	**38**
Figure II.10	**Fonction à seuil.**	**38**
Figure II.11	**Fonction sigmoïde.**	**39**
Figure II.12	**Réseau de neurones monocouche Réseaux multicouche.**	**40**
Figure II.13	**Réseau de neurones multicouche.**	**41**
Figure II.14	**Illustration du degré de la complexité d'un réseau.**	**43**
Figure II.15	**Illustration du phénomène de sur-apprentissage pour le cas simple d'une approximation de fonction.**	**44**
Figure II.16	**Illustration de la validation croisée.**	**45**
Figure II.17	**Topologies des RNA.**	**46**

Chapitre III

Figure III.1	**Dispositif de compression à chaud.**	**49**
Figure III.2	**Compression d'une éprouvette cylindrique a) Avant déformation b) Après déformation**	**50**
Figure III.3	**Courbe de compression**	**50**
Figure III.4	**Rupture d'une éprouvette en fonte soumise à la compression axiale.**	**51**
Figure III.5	**Microstructure initiale des échantillons d'une brute de coulée.**	**52**
Figure III.6	**Représentation schématique du réseau de neurones.**	**54**
Figure III.7a	**Evolution de la contrainte de compression à chaud en fonction de la température.**	**56**
Figure III.7b	**Evolution de la contrainte de compression à chaud en fonction de la température.**	**56**
Figure III.7c	**Evolution de la contrainte de compression à chaud en fonction de la température.**	**57**
Figure III.8	**L'architecture finale du réseau utilisé dans cette étude.**	**59**
Figure III.9	**Estimation des contraintes d'écoulement.**	**60**
Figure III.10	**Contrainte d'écoulement mesurée face au prédite (Entrainement, test et validation).**	**61**
Figure III.11	**Evolution de l'erreur.**	**62**
Figure III.12	**Evolution de l'erreur pour la sortie.**	**62**
Figure III.13	**Estimation de l'erreur absolue.**	**63**

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1	**Applications technologique pour les différentes nuances d'aciers.**	
Tableau I.2	**Applications technologique d'aciers pour comportement mécanique (Re,HB).**	
Tableau I.3	**Applications technologique d'aciers pour caractéristiques mécanique.**	
Tableau I.4	**Applications technologique d'aciers pour comportement .mécanique (Rm, HRC).**	
Tableau I.5	**Propriétés les éléments d'addition.**	

Chapitre II

Tableau II.1	**Comparaisons de ces deux approches.**

Chapitre III

Tableau III.1	**Composition chimique du matériau.**	

Résumé

Avec l'augmentation de l'utilisation des méthodes d'éléments finis pour caractériser le comportement de la pièce dans différentes conditions de traitement dans les opérations de formage des métaux, un moyen efficace d'établir la relation compliquée entre la contrainte d'écoulement du matériau et le processus les variables peuvent être explorées. Compte tenu de l'utilisation généralisée des réseaux de neurones pour résoudre des problèmes intraitables et difficiles à résoudre avec les méthodes traditionnelles, la présente étude essayé d'étudier la faisabilité de l'utilisation d'un réseau de neurones pour extraire les relations complexes impliquées dans la modélisation des processus de déformation à chaud. Les données de contrainte d'écoulement obtenues sur un acier au carbone moyen dans des conditions de vitesse, de déformation et de température constantes ont été utilisées conjointement avec un réseau de neurones, qui pourrait à son tour être utilisé pour prédire les valeurs de contrainte dans toutes les conditions de traitement données s'attacher aux problèmes de déformation à chaud. . Il a été constaté que les valeurs de contrainte d'écoulement prédites par le réseau, dans la gamme de motifs d'entrée, concordent étroitement avec les valeurs expérimentales réelles.

Mots-clés : *Acier microallié ; compression à chaud ; réseaux de neurones ; déformation à chaud.*

Abstract

With increase in the use of finite-element methods to characterize the workpiece behaviour under different processing conditions in metal-forming operations, an effective means of establishing the complicated relationship between the flow stress of the material and the process variables may be explored. In view of the widespread use of neural networks in addressing problems that are intractable and cumbersome with traditional methods, the present study tried to investigate the feasibility of utilizing a neural network to extract the complex relation- ships involved in hot-deformation process modelling. Flow stress data obtained on a medium carbon steel under conditions of constant strain rate and temperature was used in conjunction with a back-propagation neural network for the purpose of training the network, which could in turn be used to predict the flow-stress values for any given processing conditions. It has been found that the flow-stress values predicted by the network, within the input pattern range, agree closely with actual experimental values, thus indicating the possibility of using the neural network approach to tackle hot deformation problems.

Keywords: *Microalloyed steel; hot compression; neural networks; hot deformation.*

Introduction générale

Introduction générale

L'informatique est la science du traitement automatique de l'information. Son développement est souvent confondu avec celui des machines de traitement : les ordinateurs. Depuis les débuts (ENIAC 1946) jusqu'à aujourd'hui, les ordinateurs sont devenus de plus en plus puissants. Cependant, cette augmentation de puissance ne permet pas de toujours résoudre les problèmes d'une application informatique dans un domaine particulier. L'idée s'est donc installée que ce n'était peut-être pas tant le matériel que le logiciel qui pêchait par manque de puissance.

La construction de logiciels s'appuie sur plusieurs approches. Deux parmi les plus utilisées sont l'approche algorithmique et l'approche basée sur la connaissance. Une approche algorithmique nécessite l'écriture (avant la transcription dans un quelconque langage de programmation) du processus à suivre pour résoudre le problème. Lorsque le problème est complexe, ce peut être une étape coûteuse ou impossible. D'autre part, les ordinateurs sont des machines complètement logiques (et même binaires) qui suivent à la lettre chacune des instructions du programme. C'est un avantage lorsque tous les cas ont été prévus à l'avance par l'algorithmicien.

La seconde approche possible est celle de l'intelligence artificielle (appelée IA par commodité), avec pour applications les plus connues les systèmes experts. Ici, la résolution du problème est confiée à un ensemble de règles données par l'expert humain du domaine. Il n'en demeure pas moins que toutes les règles doivent avoir été exprimées préalablement au traitement, et que le programme demeure binaire dans son exécution. Les cas qui n'ont pas été prévus par l'expert ne seront pas correctement traités. ***[1]***

L'introduction de la logique floue ne change pas la nature des limitations d'emploi du programme : l'exécution reste totalement déterministe. En fait, l'approche basée sur la connaissance se limite à des domaines d'application où la modélisation de la connaissance, par exemple sous forme de règles, est possible. Ces domaines sont souvent ceux des sciences dites "exactes" comme l'électronique, la mécanique, la physique, etc. par opposition aux sciences dites "humaines" comme la médecine, la psychologie, la philosophie, etc. où la connaissance est plus empirique. L'IA se révèle donc être principalement un moyen commode de stocker de la connaissance sous forme explicite.

Une troisième approche au traitement automatique de l'information semble donc s'offrir à nous, où l'on cherche à s'inspirer du traitement de l'information effectué par le cerveau. L'hypothèse principale, à la base de l'essor des réseaux de neurones artificiels, est que le comportement intelligent est sous-tendu par un ensemble de mécanismes mentaux. Ces mécanismes étant basés sur des processus neurophysiologiques, nous supposons donc que la structure du système nerveux central est à la base du développement d'un comportement intelligent.

Remarquons que cette hypothèse n'a pas toujours eu cours. Ainsi, depuis l'antiquité, le siège des émotions a lentement migré depuis les pieds, vers l'estomac (qui s'énoue face au danger), puis le cœur (qui s'accélère lors des passions) pour finir dans la boite crânienne. ***[2 - 4].*** La ***[Figure. A.]*** reprend l'hypothèse proposée par de nombreux biologistes : pour recréer le comportement intelligent du cerveau, il faut s'appuyer sur son architecture, en fait, tenté de l'imiter.

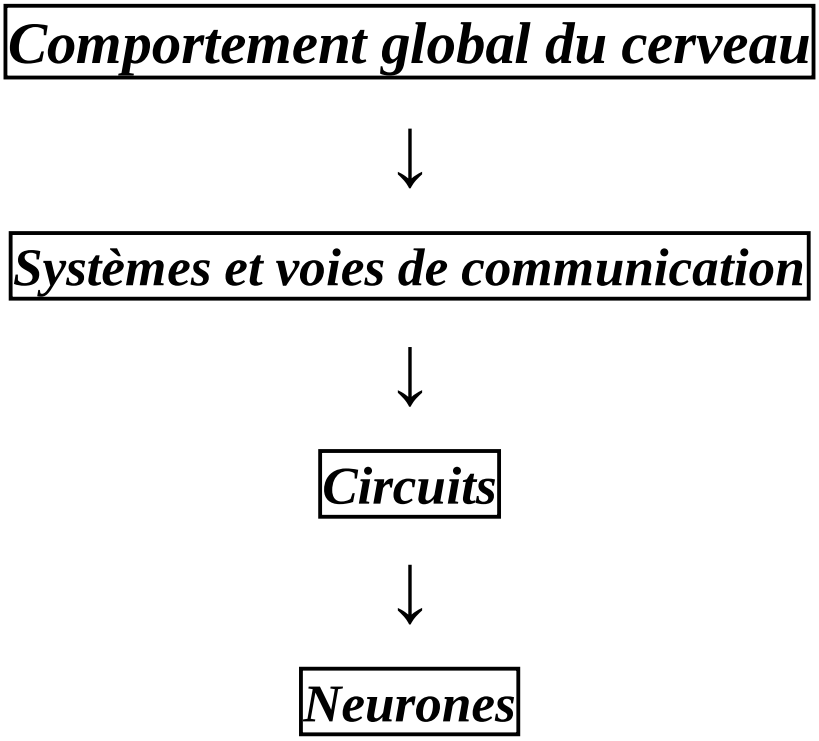


Figure. A : *Hypothèse biologique de génération d'un comportement intelligent*

Introduction générale

Les progrès réalisés au niveau de l'élaboration des aciers et des traitements thermomécaniques permettent de produire des tôles fortes à teneurs très limitées en impuretés et d'obtenir des propriétés mécaniques élevées, tout en limitant les teneurs en carbone et en éléments d'alliage. Afin d'estimer divers paramètres tels que la charge, l'énergie et les contraintes dans une opération de formation de métal, connaissance des relations constitutives reliant les variables de processus telles que la déformation, la vitesse de déformation et la température à la contrainte d'écoulement du matériau déformant est nécessaire. La prédiction précise de la contrainte d'écoulement pour la déformation d'un matériau devient de plus en plus importante avec l'utilisation parallèle d'éléments finis méthode dans le développement de modèles de processus de déformation pour caractériser le comportement de la pièce dans différentes conditions de traitement.

La prédiction précise de la contrainte d'écoulement nécessite le développement des équations constitutives capables de modéliser l'influence des paramètres dépendants dans différentes conditions de fonctionnement. Les approches de modélisation constitutive existantes peuvent être distinguées par l'échelle de taille qu'elles représentent et le degré auquel ils sont dérivés des théories physiques ***[5].*** À un extrême de l'échelle sont des modèles analytiques qui relient étroitement les relations constitutives avec les théories physiques alors que les modèles empiriques sont à l'autre extrême, généralement basés sur des mesures extensives des propriétés macroscopiques pour assurer leur validité et n'ayant aucune relation avec les théories physiques. Les relations analytiques, qui sont étroitement liées aux théories physiques, exigent une compréhension très claire de la physique.

Les réseaux de neurones artificiels représentent une famille d'algorithmes informatiques inspirés des mécanismes de fonctionnement du cerveau. Ce sont des exemples typiques de systèmes parallèles distribués car ils suggèrent qu'en l'absence d'une représentation explicite des symboles, l'intelligence peut apparaître comme le résultat de l'interaction d'un grand nombre de composants simples grâce aux résultats obtenus au cours de la dernière décennie. Les réseaux de neurones connaissent un succès croissant et ont prouvé leur efficacité dans plusieurs domaines :

Comme le traitement de signal, l'identification des paramètres, la commande des procédés, l'estimation et la détection des défauts …. Ils demeurent toutefois un sujet d'un grand intérêt pour

les chercheurs qui désirent améliorer les performances de ces réseaux et étendre leur champ d'applications. ***[6]***

Le développement des nouvelles techniques et méthodologies expérimentales donne la possibilité d'aller toujours plus loin dans l'étude de l'architecture neuronale. Ainsi, des modèles toujours plus élaborés sont proposés pour comprendre les mécanismes fondamentaux de la dynamique neuronale d'une part, et pour proposer de nouvelles expériences ou applications d'autre part.

En parallèle avec cette évolution il y a un besoin de développer des méthodes mathématiques d'analyse ou d'améliorer les méthodes existantes, tel que les problèmes théoriques qui posent la dynamique des réseaux de neurones ***[7].***

Ce travail de recherche porte la nuance industrielle d'acier micro-allié ayant des tailles de grains différentes (nuance brute de coulée 'gros grain'). Les essais de déformation ont été effectués par compression à chaud sur des éprouvettes. L'essai de compression est mieux adapté (que l'essai de traction), pour l'étude du comportement rhéologique.

En effet, il permet d'obtenir une déformation homogène dans l'échantillon à partir d'une amélioration des conditions de lubrification à l'interface échantillon-tas de la presse, avec la possibilité d'atteindre des déformations de l'ordre de l'unité.

L'utilisation des modèles des réseaux de neurones artificiel (ANN), en termes de niveau d'erreur réalisable dans un minimum de temps, est essentiellement déterminée par une optimisation du nombre de neurones dans le réseau, L'apprentissage du réseau est à l'intérieur d'une boîte noire 'black boxe'. Bien que les réseaux convenablement conçus soient capables de faire des prévisions précises après avoir été convenablement formé, il est pas du tout clair si l'étude envisagée dans le réseau à n'importe quelle similitude avec la réalité scientifique des matériaux

Introduction générale

Nous présenterons dans ce travail les deux sections suivantes :

- ***Synthèses bibliographiques :***

  - Etude théorique du comportement à chaud des aciers micro-alliés.
  - Généralités sur les réseaux de neurones.

- ***Modélisation par régression neuronale :***

  - Présentation de la base de données utilisée pour l'élaboration du modèle de prédiction des propriétés mécaniques.
  - Choix du modèle optimisé et fiable.
  - Analyse des résultats
  - Validation expérimentale du modèle
  - Conclusions et perspectives.

Synthèses bibliographiques

CHAPITRE I

Etude théorique du comportement à chaud des aciers micro-alliés

Introduction

Il n'est pas facile de donner une définition parfaite des aciers micro-alliés car s'il est indéniable qu'il s'agit d'aciers où l'on a introduit volontairement certains éléments en très faible quantité, l'expression ne s'applique pas obligatoirement à toutes les nuances micro- alliées, mais plutôt à des familles d'aciers à hautes caractéristiques et surtout dans le domaine des aciers de construction (métallique et mécanique). Dans notre travail nous donnerons, chaque fois que cela n'entraîne pas de trop longs développements, une vue d'ensemble du rôle des éléments de micro-alliage quelle que soit la famille concernée, tout en considérant en priorité les aciers de construction à hautes performances. ***[8]***

Les familles d'acier concernées sont les suivantes :

- Les aciers soudables à haute limite d'élasticité ou à haute résistance (HLE, en anglais HSLA) sous forme de plaques, de tôles à tubes, de tôles minces, de barres, de profilés, de laminés marchands (aciers de construction, aciers pour appareils à pression...) ;
- les tôles minces pour formage et emboutissage à haute limite d'élasticité ou sans élément interstitiel libre, c'est-à-dire avec fixation des éléments C et N sous forme de carbures et de nitrures ;
- Les aciers de construction mécanique au carbone pour lesquels le micro-alliage permet d'éviter des traitements thermiques ou le développement de traitements combinés dans la chaude du forgeage (traitements thermomécaniques) ;
- Des familles particulières, comme les aciers à rails, les ronds à béton, des aciers pour boulonnerie, etc.
- Des aciers dits à dispersion d'oxydes, qui sont les plus récents et sont devrais aciers à dispersoïdes.

Donc par définition l'acier micro-alliés peut être défini comme un matériau composé essentiellement de fer et présentant une teneur en carbone inférieure à 2 %. Il peut encore contenir d'autres éléments mais de tous ces éléments d'alliage, le carbone a l'effet le plus prononcé sur les propriétés de l'acier. Si l'on ajoute plus de 0,5 % d'éléments d'alliage à l'acier, on parle d'acier allié. Si la proportion d'éléments d'alliage est inférieure à ce chiffre, on parle d'acier non allié.

Catégories et spécification des aciers HSLA

Les aciers HSLA sont un groupe d'aciers à bas carbone qui utilise de petites quantités d'éléments d'alliages pour atteindre une limite d'élasticité supérieure après normalisation ou laminage. ***[Figure. I.1]***

Ces aciers ont de meilleures propriétés mécaniques et une meilleure résistance à la corrosion par rapport aux aciers au carbone laminé. De plus, pour une faible quantité de carbone, on peut obtenir une haute résistance et la soudabilité de beaucoup de ces aciers sont comparables ou même meilleure à celle des aciers doux. ***[9]***

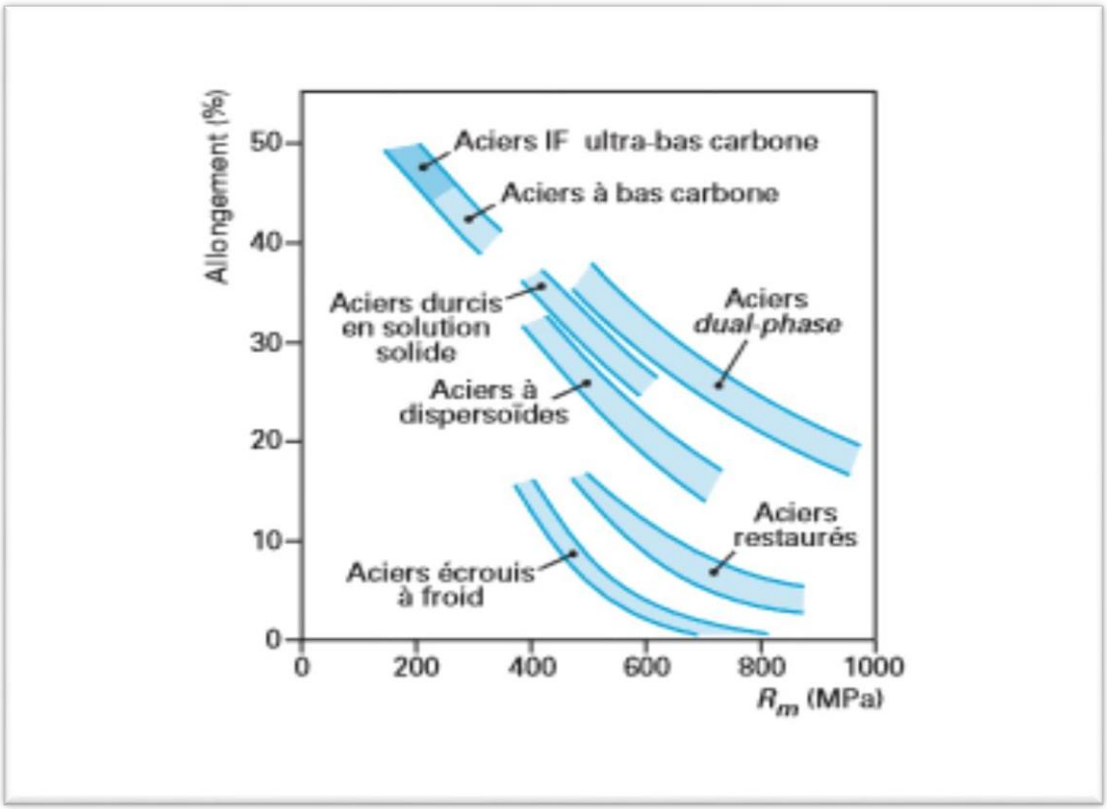


Figure I.1 : *Compromis résistance-ductilité des différentes familles d'aciers HLE*

Les aciers HSLA sont essentiellement laminés à chauds en forme de produit forgé (tôle, bande, barre, plaque, et sections structurales). Les méthodes de traitement de ces aciers incluent :

- Un laminage contrôlé des aciers HSLA durcis par précipitation donne des grains austénitiques très fins et/ou très déformés, se transformant en grains de ferrite fins pendant le refroidissement. Ces transformations améliorent la ténacité et augmentent la limite élastique.
- Pour produire des grains de ferrite fins pendant la transformation d'austénite, les aciers HSLA doivent subir un refroidissement accéléré.

- Une trempe ou un refroidissement accéléré à l'eau ou à l'air des aciers à bas carbone (0.08% C) possédant une trempabilité adéquate pour se transformer en bainite à bas carbone (ferrite aciculaire). Cette microstructure offre une excellente combinaison de haute limite d'élasticité, de soudabilité, de formabilité et haute ténacité.
- Un recuit inter-critique d'aciers HSLA pour obtenir une microstructure dual-phase (des îlots de martensite dispersés dans une matrice ferritique). Cette microstructure expose une limite d'élasticité inférieure mais, à cause d'un durcissement par écrouissage, fournit une meilleure combinaison de ductilité et de résistance à la traction que les aciers HSLA conventionnels et une formabilité amélioré.

Les aciers HSLA incluent un grand nombre de nuances standards et sont conçus pour fournir des combinaisons spécifiques de propriétés telles que la résistance, la ténacité, la formabilité, la soudabilité et la résistance à la corrosion atmosphérique. Ces aciers ne sont pas considérés comme des aciers alliés, bien que leurs propriétés désirées soient accomplies par l'usage de petites additions d'alliages.

Au lieu de cela, ils sont classés comme une catégorie d'acier séparée, qui est semblable à l'acier au carbone doux laminé, avec des propriétés mécaniques rehaussées obtenues par de judicieuses (petites) additions d'alliages et des techniques de traitement spéciales tel que le laminage contrôlé. Les aciers HSLA peuvent être divisés en six catégories : ***[10]***

1. Aciers résistants à la corrosion

Ils étaient les premiers aciers HSLA développés. Ils contiennent du cuivre et autres éléments qui augmentent la résistance à la corrosion, le durcissement par solution solide et l'affinement du grain ferritique.

2. Aciers micro-alliés ferrito-perlitique

Ils utilisent des additions d'éléments tels que le niobium et le vanadium pour augmenter la résistance de l'acier laminé à chaud sans augmenter la quantité du carbone et/ou du manganèse. Des études faites sur le niobium et le vanadium ont révélé que de petites quantités de ces éléments (moins de 0.10%) suffisent pour durcir les aciers au carbone-manganèse. Donc, la quantité de carbone pourrait être réduite pour améliorer la soudabilité et la ténacité, les effets durcissant de niobium et de vanadium ayant compensé la décroissance de la résistance due à la réduction du carbone.

Les différents types d'aciers micro-alliés ferrito-perlitique incluent :

Aciers Micro-alliés au Vanadium

Le développement des aciers contenant du vanadium s'est produit peu après le développement de ceux résistants aux effets atmosphériques. Le vanadium contribue au durcissement en formant des fines particules (5 à 100 nm) de V(C, N) dans la ferrite pendant le refroidissement après une déformation à chaud. Ces précipités sont en solution à toutes les températures de laminage ou forgeage. Donc, leur formation dépend des vitesses de refroidissement. La quantité du manganèse et la taille du grain ferritique affectent aussi le durcissement des aciers micro-alliés au vanadium. Le durcissement par précipitation du vanadium peut être augmenté par le fait que le manganèse abaisse la température de transformation austénite-ferrite. Cela donne une dispersion plus fine.

Aciers Micro-alliés au Niobium

Comme le vanadium, le niobium augmente la limite élastique par un durcissement par précipitation. La magnitude de l'augmentation dépend de la taille et de la quantité des carbures du niobium précipités. Cependant, le niobium est aussi un affineur de grain très efficace. Les aciers au niobium sont produits par laminage contrôlé, recristallisation contrôlée et refroidissement accéléré.

Aciers Micro-alliés au Vanadium-Niobium

Ces aciers fournissent une plus grande limite élastique que celle réalisable avec l'un des deux. Si l'acier subit un laminage contrôlé, l'addition du niobium et du vanadium est particulièrement avantageuse pour augmenter la limite d'élasticité et abaisser la température de transition ductile-fragile par affinage du grain. Habituellement les aciers au niobium-vanadium contiennent une petite quantité de carbone (moins que 0.10%C). Cela réduit la quantité de perlite et améliore la ténacité, la ductilité et la soudabilité. Ces aciers sont fréquemment connus sous le nom d'aciers à perlite réduite.

Aciers Micro-alliés au Niobium-Molybdène

Ils peuvent avoir soit une microstructure ferrito-perlitique soit une microstructure de ferrite aciculaire. Dans les aciers ferrito-perlitique au niobium, l'addition du molybdène augmente respectivement la limite d'élasticité et la résistance à la traction. L'effet principal du molybdène sur la microstructure est de changer la morphologie de la perlite et d'introduire la bainite supérieure comme un remplacement partiel de la perlite.

Aciers Micro-alliés au Vanadium-azote

L'Azote se combine plus au Vanadium qu'au niobium et forme des précipités VN. L'addition de l'azote aux aciers à haute résistance qui contiennent du vanadium est devenue commercialement importante parce qu'elle augmente le durcissement par précipitation. Ce durcissement peut être accompagné par une chute de résilience, mais cela peut souvent être évité en diminuant la quantité de carbone. Le nitrure de vanadium agit aussi comme un affineur du grain. Cependant, la fissuration est un problème majeur dans ces aciers et l'usage d'azote n'est pas recommandé pour les aciers qui seront soudés à cause de son effet nuisible sur la résilience dans la Z.A.T.

Aciers Micro-alliés au Titane

Le titane dans les aciers à bas carbone forme plusieurs composés qui fournissent un affinage du grain, un durcissement par précipitation et contrôle la forme des sulfures. Cependant, comme le titane est un bon désoxydant, il doit être utilisé dans des aciers calmés (désoxydé par l'aluminium) afin qu'il soit disponible pour former d'autres composés que l'oxyde du titane. Comme les aciers au niobium et/ou au vanadium, les aciers micro-alliés au titane sont durcis par des mécanismes qui impliquent une combinaison d'affinage de grain et un durcissement par précipitation. La combinaison dépend de la quantité d'addition de l'alliage et des méthodes de traitement.

Aciers Micro-alliés au Titane-Niobium

Bien que les aciers au titane durcis par précipitation aient des limitations en ténacité et une variation des propriétés mécaniques, la recherche a montré qu'une addition de Titane aux aciers au Niobium à bas carbone améliore leurs propriétés. Le Titane augmente l'efficacité du Niobium parce qu'il forme des TiN, donc empêche la formation des nitrures de Niobium.

Cela permet d'augmenter la solubilité du Niobium dans l'austénite qui résulte en une augmentation subséquente de précipitation des particules de Nb(C, N) dans la ferrite.

3. Aciers Laminés à Structure Perlitique

Ils sont un groupe spécial d'aciers dont l'augmentation des propriétés mécaniques (et dans quelques cas, la résistance à la corrosion atmosphérique) est obtenue par l'addition de quantités modérées d'un ou de plusieurs éléments autres que le carbone. D'autres aciers perlitiques contiennent de petites quantités d'éléments alliés pour améliorer la soudabilité, la formabilité, la ténacité et la dureté.

4. Aciers à Ferrite Aciculaire (bainite à bas carbone)

Une autre approche au développement des aciers HSLA est d'obtenir une microstructure de ferrite aciculaire très fine et plus résistante, au lieu d'une microstructure de ferrite polygonale habituelle pendant la transformation des aciers à très bas carbone (moins que 0.08%C) avec une trempabilité suffisante (par additions de Molybdène et/ou de bore). A la différence de la structure polygonale, la structure aciculaire (qui est aussi appelé bainite à bas carbone) est caractérisée par une haute densité de dislocation et des grains fins très déformés. Les aciers à ferrite aciculaire peuvent être obtenus par trempe ou, de préférence, par refroidissement à l'air avec l'addition d'éléments convenables pour la trempabilité. L'avantage principal de ce type d'acier est la combinaison exceptionnelle de hautes limites d'élasticité, haute ténacité et d'une bonne soudabilité. Les applications principales de ces aciers sont les pipelines dans les conditions de l'arctique.

5. Aciers dual-phase

Ils ont une microstructure composée de 80 à 90% de ferrite polygonale et 10 à 20% d'îlots de martensite dispersées dans la matrice ferritique. Ces aciers ont une faible limite d'élasticité, donc ils forment un acier à faible résistance, mais ils peuvent aussi fournir une haute résistance pour un composant fini à cause de leur durcissement par un travail à froid.

6. Aciers à Forme d'inclusion Contrôlés

Un développement important dans les aciers micro-alliés a été permis par le contrôle de la forme des inclusions. Les inclusions des sulfures qui sont plastiques durant le laminage à chaud et donc allongées, ont un effet nuisible sur la ductilité dans le sens transversal-court (suivant l'épaisseur). L'objectif principal du contrôle de la forme des inclusions est de produire des inclusions sulfureuses avec une plasticité négligeable même pour les plus hautes températures de déformation. Ces catégories ne sont pas des groupes nécessairement distincts. Par exemple, la forme d'inclusion de tous les types précités d'aciers peuvent être contrôlés. L'acier micro-allié ferrito-perlitique peut avoir aussi des alliages supplémentaires pour la résistance à la corrosion et le durcissement par solution solide.

Les processus des aciers HSLA

L'acier liquide est élaboré à partir du minerai (filière fonte) ou à partir de ferrailles (filière électrique). Ensuite, l'acier liquide est solidifié par moulage dans une machine de coulée continue. A la sortie, on obtient les ***DEMI-PRODUITS*** : des barres de section rectangulaire (brames) ou carrée (blooms ou billettes), qui sont les ébauches des formes

finales. Enfin, les ébauches sont transformées en ***PRODUITS FINIS*** par laminage, dont certains subissent un traitement thermique. Plus de la moitié des tôles laminées à chaud sont relaminées à froid et éventuellement revêtues d'une protection anti-corrosion. ***[Figure. I.2]***

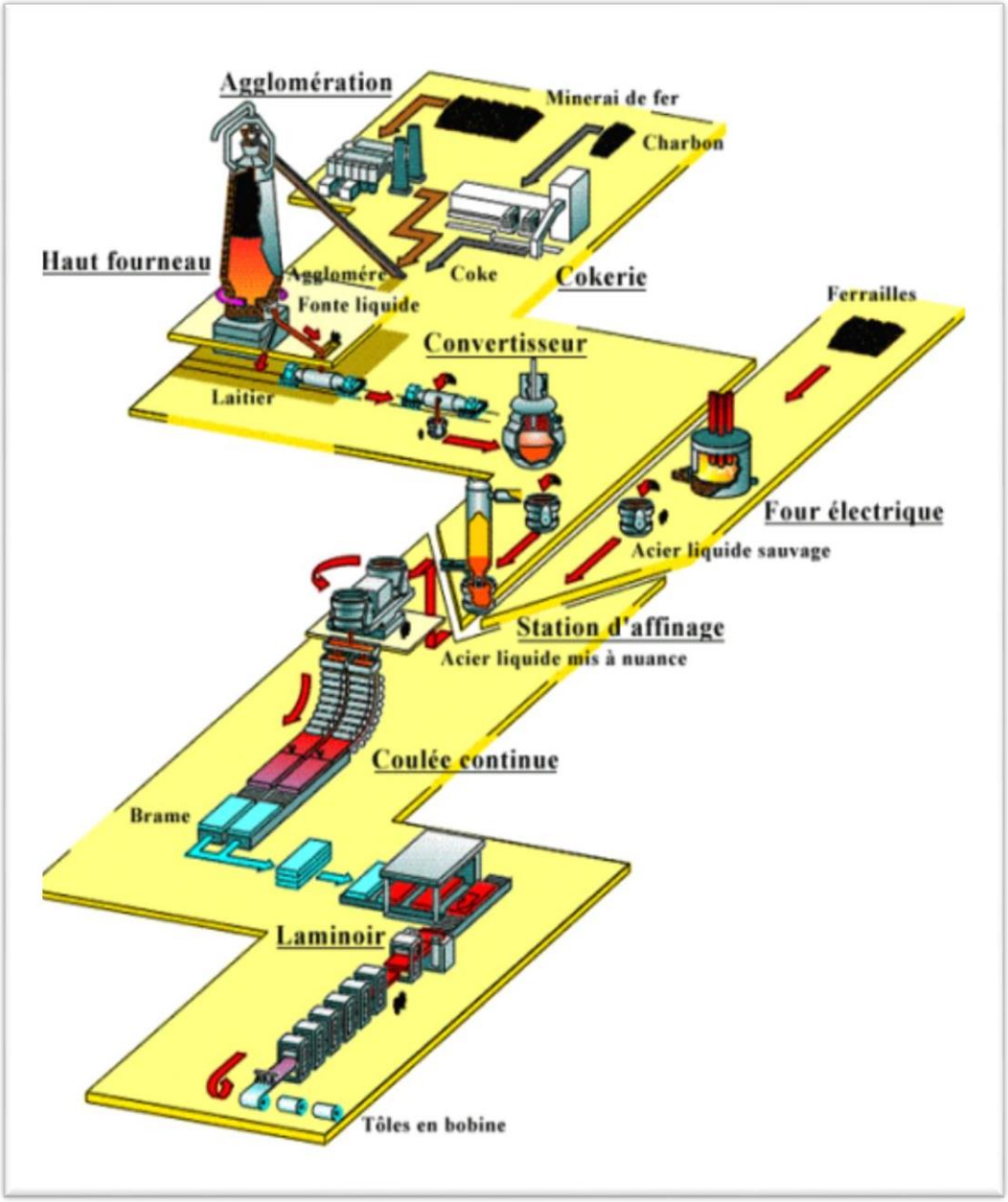


Figure I.2 : *Schéma de l'élaboration d'un acier*

Tableau I.1 : *Applications technologique pour les différentes nuances d'aciers* ***[11]***

Nuance DIN	Rm (daN/mm²)	K (J/cm²)	Applications technologiques
41 Cr 4	80 à 120	5 à 7	Boulonnerie pour matriçage à froid, à chaud. Se prête à la trempe par induction.
50 CrV 4	90 à 130	4 à 5	Essieux et arbres fortement sollicités. Se prête à la trempe par induction.
25 CrMo 4	65 à 105	7 à 10	Pièces d'avions, d'automobiles fortement sollicitées.
42 CrMo 4	75 à 130	5 à 8	Vilebrequins, leviers de direction, bielles, arbres.
30 CrMoV 9	90 à 145	4 à 6	Pièces de grande résistance : engrenages, axes.
24 NiCr 14	75 à 120	8 à 12	Pignons, roues dentées.
35 NiCr 18	110 à 165	4 à 7	Pièces très sollicitées, grande résistance aux chocs.
36 NiCrMo 4	75 à 130	6 à 10	Pièces pour flexion, chocs, torsion alternée : bielles,
30 NiCrMo 8	90 à 145	5 à 8	vilebrequins, arbres de cardans, d'engrenages, fusées
34 NiCrMo 6	80 à 130	6 à 9	d'essieux, leviers.
40 Mn 4	70 à 105	4 à 6	Pièces de faibles sections : boulons, vis, arbres.
37 MnSi 5	70 à 120	3 à 6	Pièces pour haute résistance à l'usure : roues d'engrenages, arbres.

Tableau I.2 : *Applications technologique d'aciers pour comportement mécanique (Re,HB)*

Nuance DIN	Rm (daN/mm²)	Dureté (HB)	Applications technologiques
13 Cr 3	50 à 60	141 à 183	Pièces de construction avec exigences
15 CrNi 6	60 à 75	169 à 211	extraordinaires, résistance du cœur très élevée,
18 CrNi 8	60 à 80	183 à 225	haute résistance à l'usure: vis sans fin, engrenages..
15 CrMo 5	60 à 75	169 à 211	Pièces soumises à des efforts élevées de tous
20 CrMo 5	75	220	genre : roues dentées, engrenages de boîtes de
16 MnCr 5	60 à 70	155 à 200	vitesses, arbres à cames.
20 MnCr 5	60 à 75	169 à 211	
18 NiCrMo 6	115 à 150	210	Axes, engrenages, pignons, leviers de direction.

Tableau I.3 : *Applications technologique d'aciers pour caractéristiques mécanique*

Désignation	Caractéristiques				Applications
	Rm (da/mm²)	Re (da/mm²)	A (%)	K (J/cm²)	
30 CDA 6-612	800	700	18	19	Axes, villebrequins, arbres, engrenages
45 CDA 6-12	900	800	16	16	Outils d'emboutissage, de sertissage, engrenages fortement chargés.
30 CAD 6-6	800	700	18	19	Même usage que ci-dessus. Couche nitrurée plus tenace et moins dure.
40 CAD 6-6	900	800	15	16	
30 CAD 6-3	800	700	18	19	
45 CAD 6-3	900	800	15	16	
20 CD 12	700	600	22	18	Pièces soumises au chocs importants et nécessitant une grande résistance à l'écaillage
30 CD 12	800	700	19	23	
30 CD 12 revenu à 550°C	1300	1200	11	8	
Z 35 CS 8	950	850	18	6	Pièces résistant à l'oxydation à chaud : soupapes à tiges nitrurées.
Z 50 CNW 20	880	450	30	10	

Tableau I.4 : *Applications technologique d'aciers pour comportement mécanique (Rm, HRC)*

Nuances DIN	Rm (daN/mm²)	Dureté (HRC)	Applications
105 Cr 4	70	63 à 67	Roulements à bagues de 10 à 17 mm de diamètre.
100 Cr 6	70	63 à 66	Bagues de roulements à billes, disques et anneaux de butées à billes et à galets, sièges de roulements.
100 CrMn 6	73	63 à 66	Bagues de plus de 30 mm d'épaisseur de paroi à l'état fini.
X90 CrMoV 18	85	57 à 59	Roulements inoxydables, rouleaux à billes, à galets.

Diagramme d'équilibre fer-carbone

Le diagramme d'équilibre Fer-carbone est très utile pour comprendre les aciers, les fontes et les traitements thermiques. Il est limité à droite par la cémentite Fe_3C (6.67% C) est fait apparaître les deux grandes familles de métaux ferreux : les aciers (entre 0.008% C et 2% C) et les fontes (de 2% C à 6.67% C). ***[Figure. I.3]***

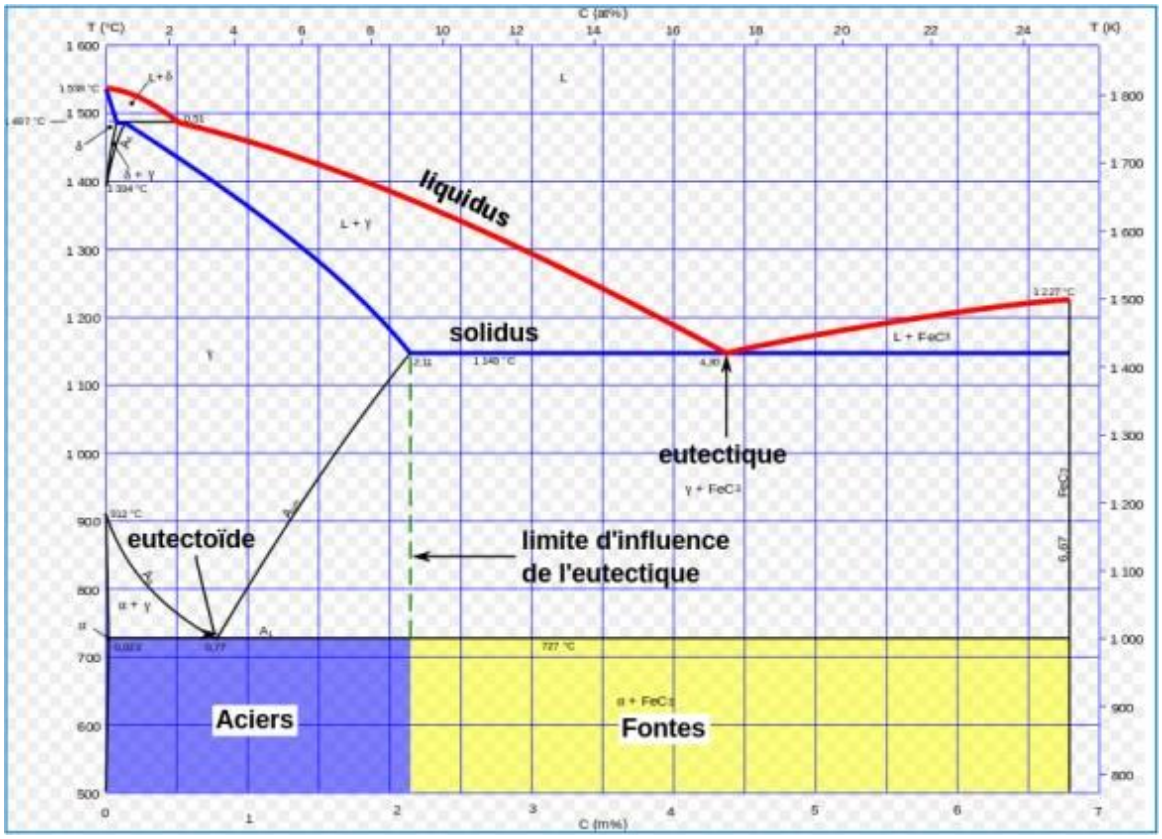


Figure I.3 : *Diagramme métastable Fe_3C*

Courbes

- **A_{cm}** : indique la fin de la dissolution après dissociation, de la cémentite dans l'austénite lorsque celle-ci existe.
- **A_0** : (210°C) précise la température de la transformation magnétique de la cémentite.
- **A_1** : précise la fin de la transformation au refroidissement de l'austénite. L'austénite n'existe plus au-dessous de cette ligne.
- **A_2** : (point de Curie ≈ 768°C) précise la température de la perte de magnétisme du Fer_α. en générale ce point ne figure pas sur le diagramme Fer-C.
- **A_3** : précise la fin de la transformation au chauffage de la ferrite en austénite .La ferrite n'existe plus au-dessus de cette ligne.

- **A_4** : précise la fin de la transformation au chauffage de l'austénite en ferrite δ et/ou liquide. L'austénite n'existe plus au-dessus de cette ligne.

On peut trouver Ac_3, Ac_4… pour indiquer que le point est tracé en chauffage, ou Ar_3, Ar_4 lorsqu'il s'agit de refroidissement. ***[12]***

Les transformations

Le diagramme Fer-carbone contient trois réactions isothermes caractérisées par des paliers :

- **Eutectique à 1147°C** : il marque la température minimale d'existence du liquide.
- **Eutectoïde à 723°C (A_1)**. Il marque la fin de la transformation au chauffage de la perlite en austénite. Au-dessus de 723°C, la perlite n'existe plus
- **Péritectique à 1487°C**, mais d'importance négligeable de point de vue industrielle.

a) Réaction eutectoïde

Un premier point remarquable doit être noté, correspondant à la teneur de 0.8% C à 723° C, ce point est dit eutectoïde ; les aciers qui contiennent moins de 0.8% C sont dits hypoeutectoïdes et ceux qui sont plus carburés hypereutectoïdes

b) Réaction eutectique

Un deuxième point remarquable doit être noté correspondant à la teneur de 4.3% de carbone à 1147°C, ce point est dit eutectique. A la température eutectique il existe trois phases en équilibre.

c) Réaction péritectique

Un troisième point remarquable correspondant à la teneur de 0.51% de carbone à 1487°C, ce point est dit péritectique.

Les phases

1. La ferrite

Contient une très petite quantité de carbone. La ferrite est aussi connue sous le terme de ferrite alpha ou fer alpha. Cette phase contient un maximum de 0.02% de carbone à 727°C. Lorsque la température augmente jusqu'à 912°C, la teneur en carbone dans la ferrite tend vers zéro. Aussi, lorsque la ferrite est refroidie à température ambiante, la quantité de carbone

diminue. Tous les aciers et fontes contiennent de la ferrite. Cette phase comporte la même quantité de carbone, quelle que soit la teneur en carbone de l'acier ou de la fonte. elle se forme conjointement à de la cémentite. La formation de la ferrite commence des qu'un acier ou une fonte est refroidie en dessous de 727°C. La structure ferritique est cubique centrée et est à la fois ductile et tenace. ***[13]***

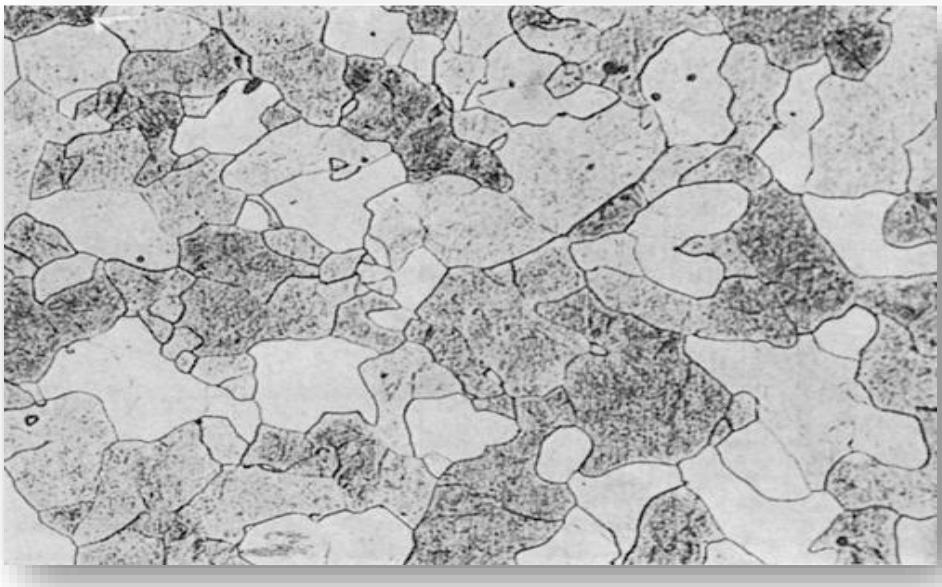


Figure I.4 : *Structure ferritique (Fer Armco, Traitement : 950 °C (30 min) – four, Attaque Nital (3 %), Grossissement : 180)*

2. L'austénite

L'austénite région C'est la dernière zone importante sur le diagramme fer-carbone. Cette phase est stable au-dessus de 727°C et en dessous de 1538°C. L'austénite peut contenir 1.86% de carbone. Même si elle ne se forme pas à température ambiante, c'est une région importante pour le traitement thermique des aciers. C'est une structure cubique faces centrées, qui est différente de la structure cubique centrée de la ferrite. L'austénite est également appelée fer gamma.

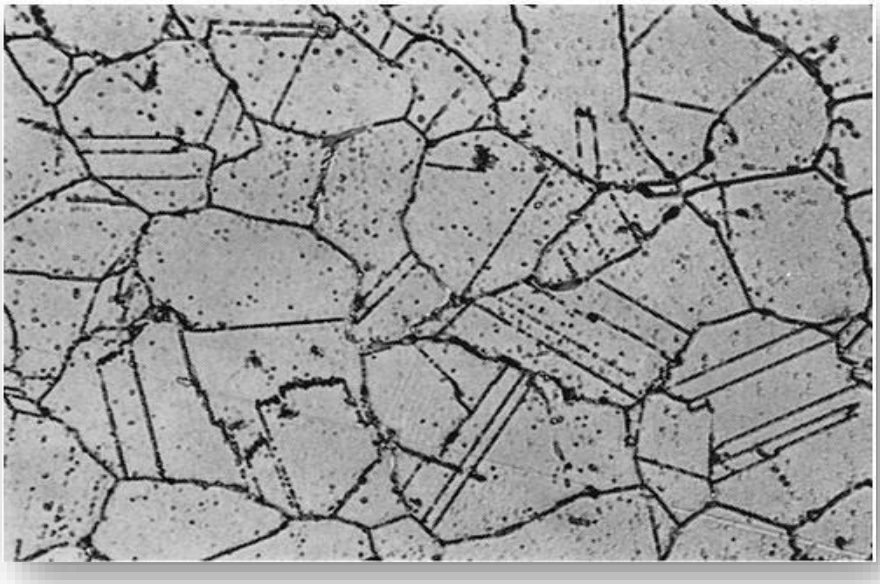


Figure I.5 : *Structure austénitique (avec précipités de carbures) Acier à 0,12 % C - 25 % Cr - 20 % Ni - 1,5 % Mn - 1,5 % Si Traitement : 1 125 °C (1 h) - eau - 800 °C (30 min) Attaque électrolytique (acide oxalique 10 %) Grossissement : 900*

3. La cémentite

La cémentite pure a la formule moléculaire Fe_3C. Elle contient 6.69% de carbone. A cause de cette haute teneur en carbone. Comme mentionné auparavant, une concentration forte en carbone s'accompagne d'une augmentation de la dureté et de la fragilité. La cémentite, avec sa forte teneur en carbone, est dure et fragile. Cette phase est aussi connue sous le terme carbure de fer. Quel que soit l'endroit ou la cémentite est présente dans le diagramme fer-carbone, elle contient toujours 6.69% de carbone.

Dans la région, entre les températures 1152°C et 727°C, la cémentite est mélangée à de l'austénite. En dessous de 727°C on peut trouver de la cémentite seule, ou combinée à de la ferrite sous forme de perlite. Par conséquent, la cémentite se forme dans tous les aciers et fontes.

4. La perlite

La perlite est une combinaison de ferrite et de cémentite. Ces deux phases se trouvent en couches alternées dans la microstructure. La perlite pure se forme à 727°C, et contient 0.77% de carbone. Cette phase comporte toujours 0.77% de carbone, on trouve de perlite et de la ferrite,

comme dans la région E. pour un acier ou de la fonte contenant plus de 0.77% de carbone, la perlite se forme avec de la cémentite.

Figure I.6 : *Structure perlitique. Acier à 0,8 % C - 0,21 % Mn - 0,22 % Si*
Traitement : 800 °C (30 min) – four Attaque Nital (3 %) Grossissement : 900

Influence des éléments d'addition sur la ductilité

Introduction

De nombreuses études ont permis de préciser l'influence des éléments d'addition sur la ductilité à chaud et sur l'évolution microstructurale, facteurs qui conditionnent les propriétés des structures ferrito-perlitique. ***[14]***

On note notamment :

1) L'influence des éléments en solution solide, soit d'insertion telle que le carbone et l'azote, soit de substitution telle que le manganèse et le silicium.
2) L'influence des éléments sur la microstructure, notamment la teneur en carbone sur la proportion de ferrite et de perlite.
3) L'influence de précipités fins ayant une grande affinité pour le carbone ou pour l'azote.

4) L'influence de la taille du grain.

Comme notre étude porte sur les aciers micro-allie de type industriel, où les éléments d'addition (C, S, Mn, P, Al, V, Nb et Ti) sont prépondérants, l'influence de ceux-ci sur la ductilité à chaud sera revue en fonction des résultats bibliographiques.

Les éléments d'addition

- **Influence du carbone**

Le carbone donne avec le fer des solutions solides d'insertion. L'évaluation des vides laissés dans la structure par les réseaux cubiques à faces centrées et cubiques centrés donne respectivement 25 % et 32 %. C'est cependant la structure à face centrée qui dissout le plus de carbone et cela à cause de la répartition différente des vides. L'addition du carbone dans le fer modifie les positions des points de transformation. Le carbone réduit, d'une part, le domaine du fer(α) (domaine ferritique) à haute température et à partir de 0.18 % de carbone, le fer se solidifie directement en fer(γ). D'autre part, il agrandit le domaine du fer(γ) (domaine austénitique), élevant ainsi la température du point A_4 tout en abaissant la température du point A_3. Comme le fer cristallise dans un système cubique, il possède alors un nombre élevé de plans de translation, ce qui le rend relativement plastique. L'ajout du carbone dans les aciers a pour effet de rendre plus difficiles les translations qui conditionnent la déformation plastique. L'ajout d'éléments d'addition dans un acier diminuent la solubilité du carbone dans l'austénite et en même temps élèvent corrélativement la proportion de carbure et cela pour une teneur donnée de carbone. Les additions en proportion acceptable ont pour effet d'abaisser la teneur en carbone de la perlite. D'un point de vue mécanique, le carbone durcit le fer et rend possible le phénomène de trempe (formation de martensite). Il augmente la dureté, la résistance à la traction et la limite élastique. Le durcissement s'accompagne d'une fragilisation de l'alliage ; l'allongement et la résilience diminue avec l'augmentation de la quantité de carbone.

Figure I.7 : *Schéma de l'élément "Carbone « C »"*

- **Influence du soufre**

Le soufre présent dans l'acier provient le plus souvent des combustibles. Pour des teneurs élevées en soufre, on remarque un point eutectique à 988°C. Cet eutectique à tendance à former autour des grains de fer, un réseau avec un point de fusion assez bas qui rend le métal fragile à chaud. Pour éviter cette situation, on additionne du manganèse pour piéger le soufre, en formant un sulfure de manganèse beaucoup moins fusible. Le chrome, le zirconium et le titane agissent de la même manière que le manganèse alors que le nickel, le cobalt et le molybdène facilitent au contraire la fusibilité des sulfures et leurs répartitions en réseau.

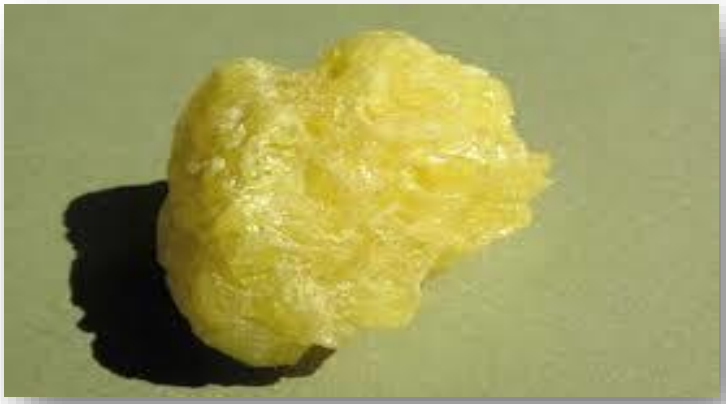


Figure I.8 : *Schéma de l'élément " Soufre « S »"*

- **Influence du phosphore**

Le phosphore, présent sous forme de phosphate dans la gangue de certains minerais, passe en solution solide dans l'acier après avoir été libéré sous l'action combinée de la silice et du carbone. L'augmentation de la quantité de phosphore à plus de 1.7% élimine la transformation α-γ et tend à réduire l'étendue du domaine d'existence de l'austénite, permettant d'obtenir aux basses températures la structure ferritique de solidification. Le phosphore a une grande tendance à ségréger. Sur un acier riche en phosphate, on constate que sa structure est formée d'une juxtaposition d'une ferrite riche en phosphate et donc d'une perlite moins chargée, suggère un traitement d'homogénéisation à 1200°C pendant 70h pour supprimer la ségrégation du phosphore.

Figure I.9 : *Schéma de l'élément " Phosphore « P »"*

- **Influence de l'aluminium**

L'aluminium de structure CFC fond à 660.2°C et bout vers 2060°C. Un acier est considéré comme allié lorsque sa teneur en aluminium dépasse 0.3%. L'aluminium est un élément alphagéne, la transformation α-γ disparaît à partir de 1% d'aluminium environ. En étudiant l'influence de l'aluminium sur des nuances de fer pur dopé uniquement en aluminium, a constaté que ce dernier n'affecte pas la ductilité lors d'une déformation à chaud. A montré que la présence de l'aluminium (300 μg/g), accentue la baisse de ductilité due au soufre (30 μg/g) dans le domaine biphasé alors que dans le domaine austénitique il n'a aucune influence. Malgré une très bonne ductilité entre 850°C et 1200°C. Dans le cas des aciers contenant du nitrure d'aluminium et du soufre, la ductilité se restaure pour une teneur en soufre donnée à des températures supérieures à celles observées dans le cas des aciers contenant du soufre seulement. Dans ce cas la ductilité est contrôlée par la dissolution et la coalescence des précipités de nitrures d'aluminium.

Figure I.10 : *Schéma de l'élément " Aluminium « AL »"*

- **Influence du silicium**

Beaucoup de revêtements réfractaires utilisés lors de l'élaboration de l'acier contiennent de la silice, qui, après sa réduction par le carbone, s'incorpore dans l'acier sous forme de silicium. Le silicium est un élément alphagéne. Le domaine austénitique forme une boucle fermée. A partir de 1.7% de silicium environ, la transformation α-γ disparaît et donc ces alliages conservent à l'ambiante la structure ferritique de solidification. Le silicium tend à relever la limite élastique ; il est de ce fait important dans les aciers de construction ou de production de tubes soudés destinées au transport du gaz et du pétrole. Les aciers au silicium 1.5%, utilisés pour leur haute résistance à l'usure. En effet les alliages fer-silicium ne sont plus forgeables à partir de 10% de Si. La perte de ductilité commence à 7% de Si. Dans notre étude, il ne jouera pas de rôle important sur la ductilité.

Figure I.11 : *Schéma de l'élément " Silicium « Si »"*

- **Influence du manganèse**

Le manganèse est un élément gamagéne, abaisse la température de transformation de l'austénite en ferrite et par le même réduit la teneur en carbone nécessaire à la formation de l'eutectoîde. Il évite aussi la précipitation de la cémentite aux joints de grains. Il joue un rôle d'agent désulfurant et désoxydant de l'acier, et intervient comme nettoyeur chimique de l'acier en le débarrassant des impuretés tel que le soufre et l'oxygène. On le trouve également comme élément d'alliage. En effet, à proximité de la ligne solidus il donne avec le fer une série de solutions solides. Le manganèse a tendance à ségréger à l'échelle dendritique, en provoquant une hétérogénéité en éléments d'addition. Ainsi, pendant un traitement mécanique par traction, les zones hétérogènes formées sont étirées en fils allongés formant une structure fibreuse, processus appelé fibrage de l'acier. Le manganèse peut également provoquer la formation d'inclusions plus

ou moins arrondies devenant plastiques et s'étirant, elles aussi en fils lors de la déformation à chaud.

Figure I.12 : *Schéma de l'élément " Manganèse « Mn »"*

- **Influence du vanadium**

Le vanadium ne peut se trouver ni dans la gangue, ni dans le combustible. Il est introduit volontairement dans l'acier sous forme de ferrovanadium. Le vanadium est un élément alphagéne, la transformation α-γ est incomplète (alliages semi-ferritiques) pour des teneurs en vanadium comprises entre 1.0 et 1.1%, alors que pour des teneurs supérieures à 1.1% de vanadium, la transformation disparaît (alliages ferritiques). Le vanadium élargit la poche de ductilité vers les hautes températures. Le durcissement provoqué par la précipitation des carbonitrures de vanadium est moins important dans les aciers calmés à l'aluminium normalisés que dans les aciers semi-calmés ou calmés au silicium. Sachant que la présence de fins précipitées freine le grossissement du grain austénitique, ont étudié le phénomène de grossissement du grain austénitique en fonction de la température d'austénisation. Ils ont constaté que le grain austénitique croit d'abord lentement avec la température. Puis au-delà d'une certaine température critique, il augmente rapidement avec l'augmentation de la température, lorsque les particules présentes dans la matrice ont coalescé au-delà d'une certaine taille. Ceci permet alors de situer la température de mise en solution au-dessus de seuil critique permettant une croissance rapide de la taille du grain austénitique. Ont constaté sur des coulées normalisées, que la précipitation durcissant du vanadium a lieu au refroidissement, au niveau de l'interface entre les grains de ferrite en croissance et l'austénite. Les précipités sont des nitrures ou des carbonitrures riches en azote. Cette précipitation interphase pourrait modifier la cinétique de croissance des grains ferritiques et donc leurs tailles.

Figure I.13 : *Schéma de l'élément " Vanadium « V»"*

- **Influence du niobium**

Le niobium est un élément alphagéne il est ajouté à l'acier sous forme de ferro -niobium. Il est recommandé de désulfurer avec soin les aciers destinés à subir une addition de niobium. Le niobium cristallise en cubique centré. L'affinité du niobium pour le carbone et l'azote favorise un durcissement et un affinement du grain par la formation de précipités de carbures et de nitrures finement dispersées. Le développement du laminage contrôlé sur des nuances micro-alliées au niobium a imposé une série d'études sur la forgeabilité et entre autres sur l'apparition d'une série de défauts sur les brames. L'effet inhibiteur du niobium sur la recristallisation est le principal phénomène mis en cause. Il faut aussi souligner le rôle particulier du niobium dans les aciers déjà traités à l'aluminium ainsi que l'effet de son comportement inhibiteur de la recristallisation de l'austénite et l'influence de la déformation sur l'intensification de sa précipitation. Le durcissement de la matrice par la précipitation intergrannulaire fine contribue lui aussi de manière significative à la perte de ductilité.

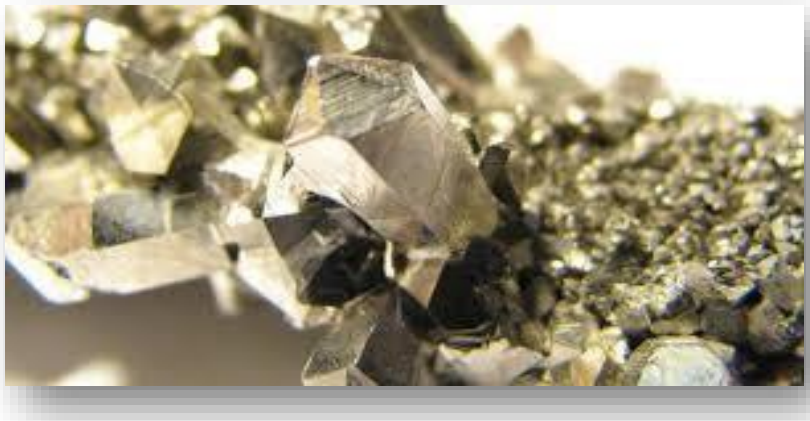


Figure I.14 : *Schéma de l'élément " Niobium « Nb»"*

- **Influence du titane**

Le titane n'est pas présent dans le combustible, il peut se trouver dans certains minerais, mais sa présence dans les aciers est le résultat d'une addition volontaire. A de faibles teneurs il est utilisé dans l'élaboration de l'acier comme désoxydant. Il est également utilisé comme dénitrurant, malgré le fait qu'il ne se porte sur l'azote que lorsque tout l'oxygène est fixé. Il peut avoir aussi une action désulfurant, il remplace avantageusement le manganèse; 1% de titane peut remplacer, pour cela 3.6 % de manganèse, mais seulement après avoir neutralisé l'oxygène et l'azote présents. Le titane est un élément alphagéne, la transformation est incomplète pour les teneurs en titane supérieures à 0.66 at. % (alliages semi-ferritiques) alors que pour 0.8 at. % elle disparaît complètement. Le titane abaisse le pouvoir trempant des aciers en se combinant à une partie du carbone pour former du carbure de titane TiC que l'on rencontre dans les aciers pour des teneurs en carbone supérieures à 0.1 ou 0.2 % et des teneurs en titane supérieures à 0.2 %. Le titane joue donc, à ce point de vue le même rôle que le vanadium. Notons que les carbures de titane sont en outre moins solubles que les carbures de vanadium. L'augmentation de la quantité de titane dans un acier provoque une perte de ductilité ont montré que le titane a un effet fragilisant certain, mais toutefois moins intense que celui du niobium. Cette fragilisation est attribuée à la présence des nitrures de titane par probablement les mêmes mécanismes que ceux invoqués pour le niobium. Par contre, on a observé une amélioration de la ductilité dans l'acier calmé à l'aluminium lorsqu'il y a présence de titane. Il explique cela par le fait que la présence du titane favorise la formation de nitrures de titane stables, empêchant l'aluminium de se combiner avec l'azote pour former des AlN plus fragilisant. Ce comportement est observé pour des aciers ayant environ 300 à 400 μg/g d'Al. On indique que le nitrure de titane fragilise l'acier seulement lorsque celui-ci subit un traitement thermique favorisant la formation de précipités de taille très fines. Ils considèrent que le carbure de titane participe à la perte de ductilité par son rôle de retardateur de la recristallisation dynamique.

Figure I.15 : *Schéma de l'élément " Titane « Ti»"*

Tableau I.5 : *Propriétés les éléments d'addition* ***[15]***

	Résistance à la traction	***Re***	***Résistance à l'usure***	***Résistance à la fatigue***	***Résilience***	***Dureté à froid***	***Dureté à chaud***	***A%***
Aluminium								
Carbone								
Cobalt								
Chrome								
Manganèse								
Molybdène								
Nickel								
Silicium								
Titane								
Tungstène								
Vanadium								

CHAPITRE II

Généralités sur les réseaux de neurones

Généralités

Aujourd'hui de nombreux termes sont utilisés dans la littérature pour désigner le domaine des réseaux de neurones artificiels, comme connexionnisme ou neuromimétique. Pour notre part, il nous semble qu'il faut associer à chacun de ces noms une sémantique précise. Ainsi, les réseaux de neurones artificiels ne désignent que les modèles manipulés ; ce n'est ni un domaine de recherche, ni une discipline scientifique.

Connexionnisme et neuromimétique sont tous deux des domaines de recherche à part entière, qui manipulent chacun des modèles de réseaux de neurones artificiels, mais avec des objectifs différents. L'objectif poursuivi parles chercheurs connexionnistes est d'améliorer les capacités de l'informatique en utilisant des modèles aux composants fortement connectés. Pour leur part, les neuromiméticiens manipulent des modèles de réseaux de neurones artificiels dans l'unique but de vérifier leurs théories biologiques du fonctionnement du système nerveux central.

Définition

Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent du fonctionnement du cerveau et du système nerveux. Ils sont composés de simples éléments opérant en parallèle. Ces éléments s'inspirent des systèmes nerveux biologiques. Comme dans la nature, les fonctions neuronales sont largement déterminées par les connections entre ces éléments (ces connections sont appelées poids). Dans un réseau, les neurones sont disposés en couches : la couche d'entrée, la couche de sortie et un nombre variable de couches intermédiaires appelées couchent cachées….. ***[16]***

- **Le cerveau humain**

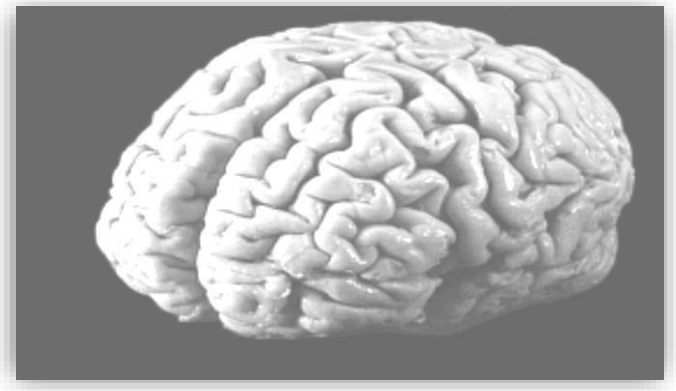


Figure II.1: *Le cerveau humain*

Le cerveau humain est constitué d'environ 1010 Neurones connectés chacun à 104 neurones. Ce système organique permet une bonne adaptation aux tâches complexes, est robuste aux pannes (continue de fonctionner même en cas de lésion quelquefois importante) et possède des capacités d'apprentissage, de généralisation et d'auto organisation.

- **La science du gouvernement et neurones**

La science du gouvernement étudie les propriétés et les lois du comportement de différent système de contrôle, indépendamment de la nature physique de ces systèmes. C'est
L'étude des systèmes de traitement de l'information. Ses fondateurs principaux sont:
Wiener, Shannon, Turing, Von Neumann, Ashby, Grey Walter, Culloch, Pitts, Rosenblatt, Kolmogorov

- **Les réseaux de neurones**

Les réseaux de neurones constituent une nouvelle race de machines qui par conception se rapproche du cerveau humain.

Historique

1943 Mc Culloch&Pitts : Définition du neurone formel

1948 Von Neumann : Définition de l'automate cellulaire

1949 Hebb : Définition de la "Synapticplasticity"

1960 Rosenblatt : Premiers travaux sur le Perceptron

1969 Minsky&Papert : Limites du Perceptron

1970 Conway : Turing et jeu de la vie

1982 Hopfield : Modélisation "Spin glasses"

1985 Hopfield : Résolution du problème du voyageur de commerce avec un réseau de neurones

1985 Rumelhart : Définition et expérimentation de l'algorithme de rétro-propagation du gradient1986 Sejnowski : Définition et réalisation du réseau "NetTalk" d'apprentissage à la lecture.

Approche classique et neuronale de la mémoire

L'approche classique de la mémoire fait que chaque donnée élémentaire est à tout moment stockée en un seul endroit de la machine.

L'approche neuronale de la mémoire fait que chaque donnée élémentaire est à tout moment répartie sur l'ensemble de la machine.

Tableau II.1 : *Comparaisons de ces deux approches*

Données Localisées	***Données Délocalisées***
Programmation décomposée en étapes	*Programmation non décomposable*
Tolérance aux fautes à gérer explicitement	*Tolérance aux fautes intrinsèque*
Réalisation numérique (en générale)	*Réalisation numérique analogique ou mixte*
Le temps de traitement croît très vite avec la Taille et la complexité	*Le temps de traitement est indépendant de la taille et de la complexité*

Axiomes de définition d'un réseau de neurone

Ce type de machine repose sur un certain nombre d'axiomes dont voici les principaux :

1) Le neurone répond par tout ou rien.
2) Pour exciter le neurone à un moment quelconque, un nombre fixé de synapses y arrivant doivent être excitées au cours d'une période où leurs effets puissent se sommer.
3) Le seul délai significatif dans le système nerveux est le délai synaptique.
4) L'excitation d'une synapse inhibitrice empêche toute réponse du neurone.
5) La structure du réseau neuronique ne change pas au cours du temps.
   (Axiomes 1 à 5 : Mc Culloch et Pitts en 1943).
6) Les synapses sont pondérées, et la réponse du neurone se fait en tout ou rien après un certain seuil.(Axiome 2 modifié par Von Neumann en 1958).
7) L'excitation du neurone dépend également des groupes de neurones avoisinant, qui sont stimulés en même temps que lui. (Axiome de Jan Gecsel en 1963)

D'autre jeux d'axiomes peuvent être utilisés, par exemple en considérant que la réponse d'un neurone n'est pas binaire mais continue dans le domaine]-1, +1[.

Modélisation par réseau de neurones

L'Analyse de régression est la technique de modélisation la plus courante dans l'exploration statistique de données, laquelle décrit la relation entre les variables en construisant des équations de régression.

Les réseaux de neurones artificiels sont devenus en quelques années des outils précieux dans des domaines très divers de l'industrie et divers services, des techniques d'analyse en provenance de l'apprentissage automatique (intelligence artificielle) et des bases de données. Néanmoins, ils n'ont pas encore atteint leur plein développement pour des raisons plus psychologiques que techniques, liées aux connotations biologiques du terme et au fait qu'ils sont considérés, à tort, comme des outils d'Intelligence Artificielle. Or l'intérêt des réseaux de neurones, dans le domaine des Sciences ne doit rien à la métaphore biologique, il est uniquement dû aux propriétés mathématiques spécifiques de ces réseaux. ***[17]***

Les réseaux de neurones ont d'abord été développés pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes ou de mots, de décision, de mémorisation comme une alternative à l'intelligence artificielle, et en relation plus ou moins étroite avec la modélisation de processus cognitifs (capable de connaître ou faire connaître) réels et des réseaux de neurones biologiques.

Neurone biologique

Dans le cerveau humain, un neurone typique recueille les signaux des autres à travers une multitude de structures fines appelées dendrites. Le neurone envoie des pics d'activité électrique à travers un long, un support mince connu sous le nom d'un axone, qui se divise en des milliers de branches.

A la fin de chaque branche, une structure appelée synapse convertit l'activité de l'axone en compte les effets électriques qui inhibent ou excitent l'activité de l'axone en compte les effets électriques qui inhibent ou excitent l'activité dans les neurones connectés. Quand un neurone reçoit une entrée excitatrice qui est suffisamment grande par rapport à son entrée inhibitrice, il envoie un pic d'activité électrique vers le bas de son axone ***[Figure. II.2].***

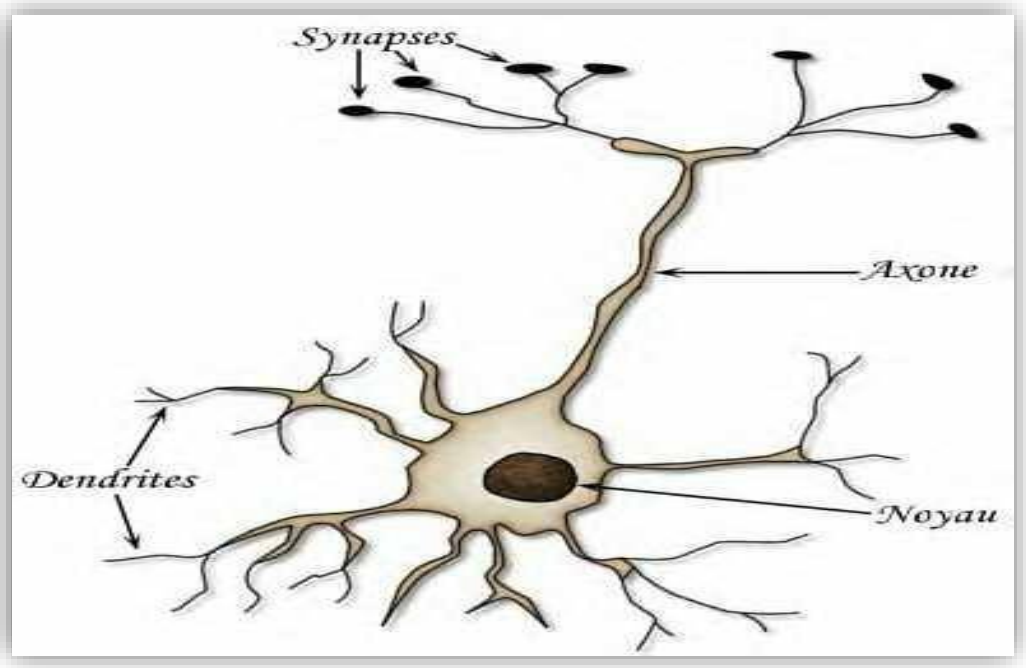


Figure. II.2 : *Schéma d'un neurone biologique* ***[18]***

Neurone formel

Le neurone artificiel (ou cellule) est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont (on parlera de neurones "amont").

A chacune des entrées est associé un poids w représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval (on parlera de neurones "avals"). A chaque connexion est associé un poids ***[Figure. II.3].*** Les réseaux de neurones formels sont à l'origine d'une tentative de modélisation mathématiques du cerveau humain. La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseaux neuronal sous un aspect non pas biologique mais artificiel.

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. D'un point de vue mathématique, un neurone formel réalise donc une fonction linéaire.***[Figure. II.4].***

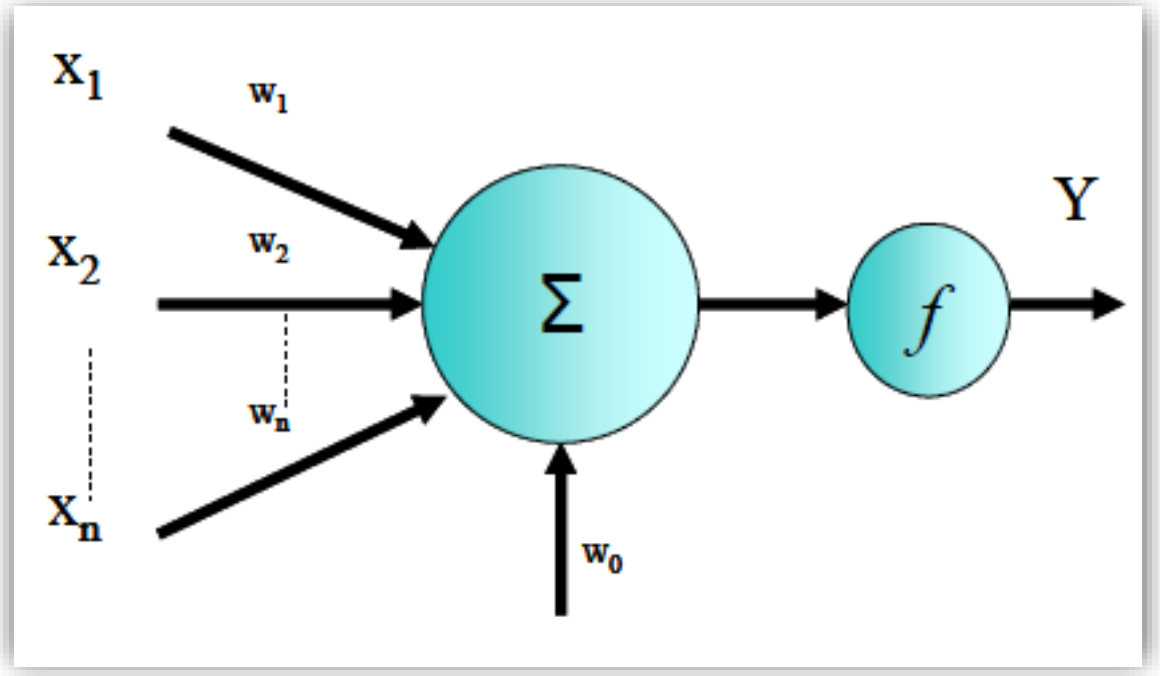


Figure. II.3 : *Structure d'un neurone artificiel*

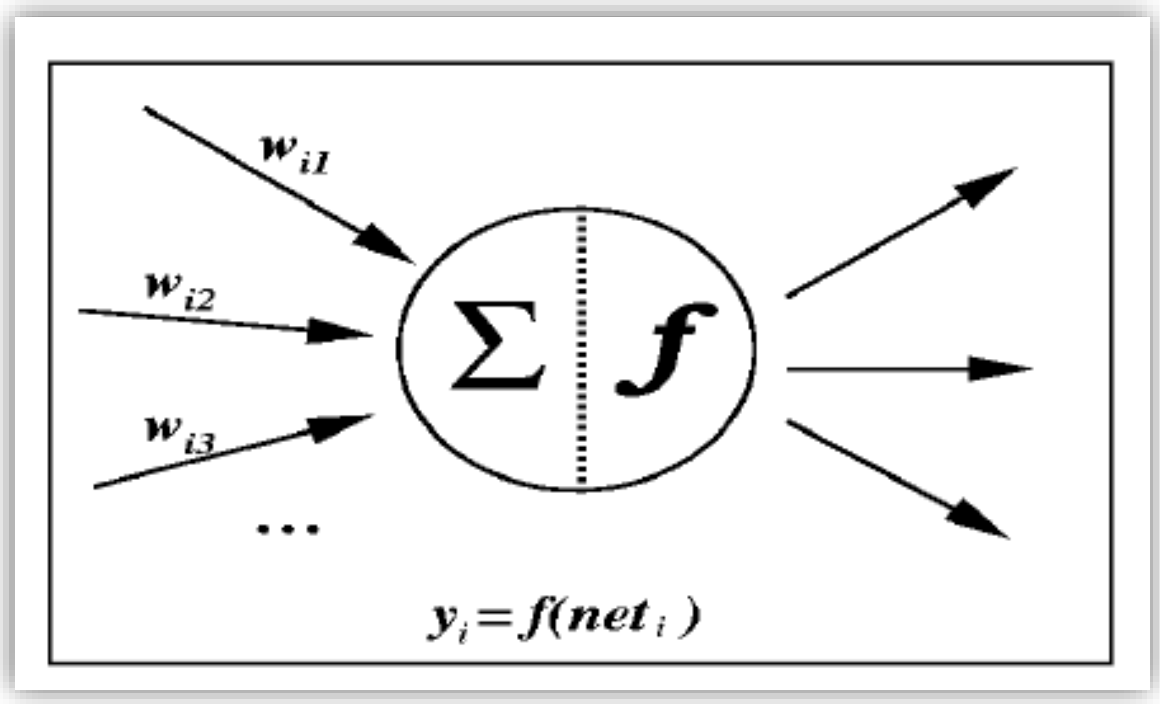


Figure. II.4 : *Structure d'un Neurone formel*

- **Fonctions d'activation**

Dans sa première version, le neurone formel était donc implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations. La sortie du neurone dépend d'une fonction de transfert, dont les principales sont : ***[19-21]***

a) fonction binaire à seuil

$$h(x)=\begin{cases}1 & si\ x \geq 0\\ 0 & sinon\end{cases} \qquad sgn(x)=\begin{cases}-1 & si\ x \geq 0\\ 1 & sinon\end{cases}$$

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs.

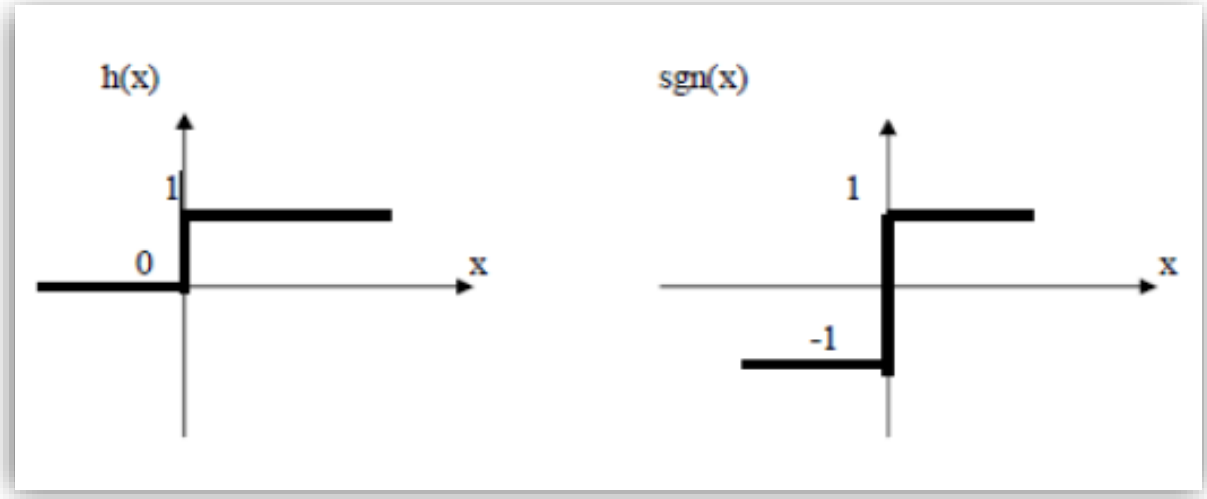


Figure. II.5 : *Fonctions binaires à seuil*

b) Fonction linéaire

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie par : ***F(x)=x***

c) Fonction linéaire à seuil ou multi seuil

Cette fonction représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil, entre ses deux barres de saturation, elle confère au neurone une gamme de réponses possibles. En modulant la pente de la linéarité, on affecte la plage de réponse du neurone.

$$F(x)=\begin{cases} x & x\epsilon[u,v] \\ v & si\ x \geq v \\ u & si\ x \leq u \end{cases}$$

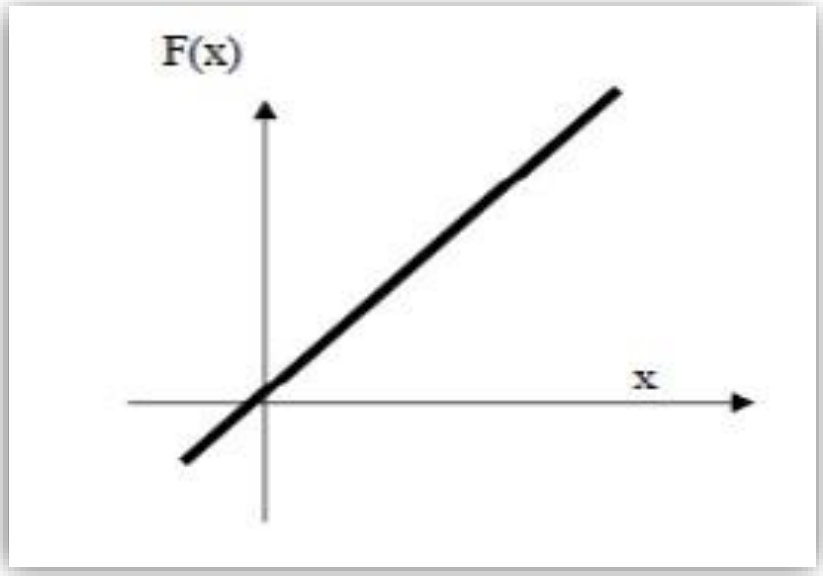


Figure. II.6 : *Fonction linéaire*

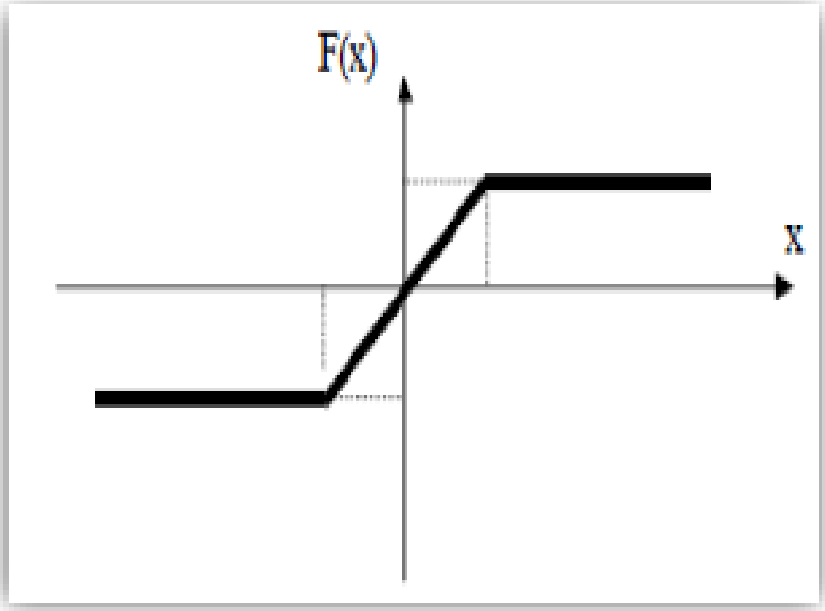


Figure. II.7 : *Fonction linéaire a seuil*

d) La fonction sigmoïde

Elle est l'équivalent continu de la fonction linéaire. Etant continu, elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer, elle est définie par :

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

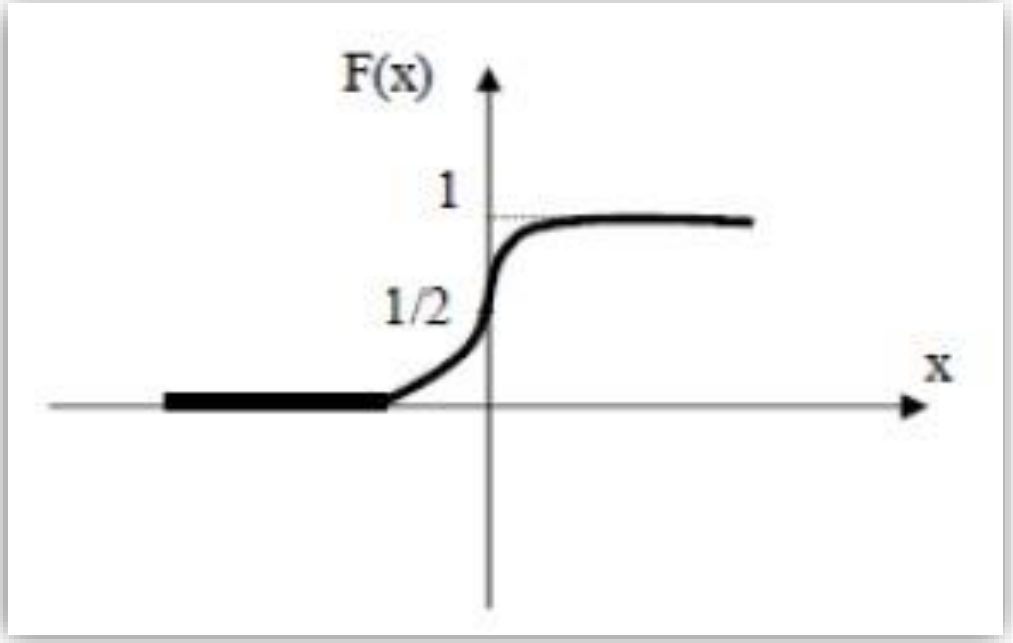


Figure. II.8 : *Fonction sigmoïde*

Un neurone formel ne réalise donc rien d'autre qu'une somme pondérée suivie d'un non linéarité. C'est l'association de tels éléments simples sous la forme de réseaux qui permet de réaliser des fonctions utiles pour des différentes applications.

Les fonctions réalisées par un neurone formel sont représentées sur les ***figures (II.9), (II.10) et (II.11).***

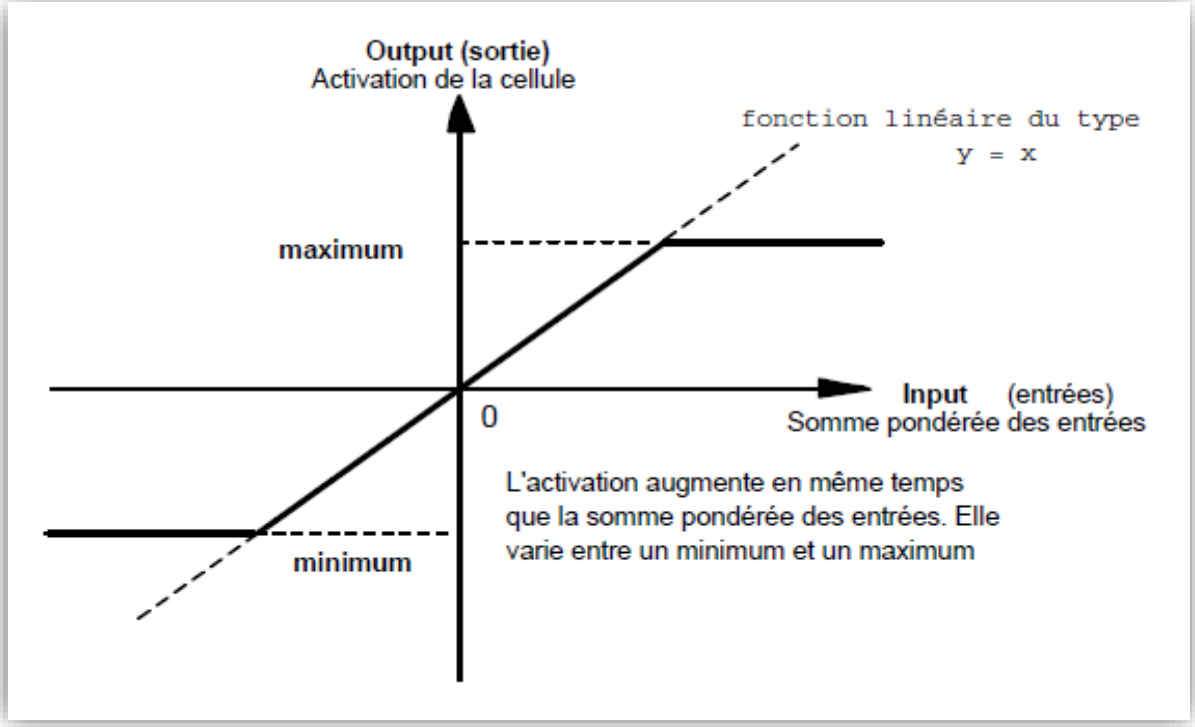


Figure. II.9 : *Fonction linéaire*

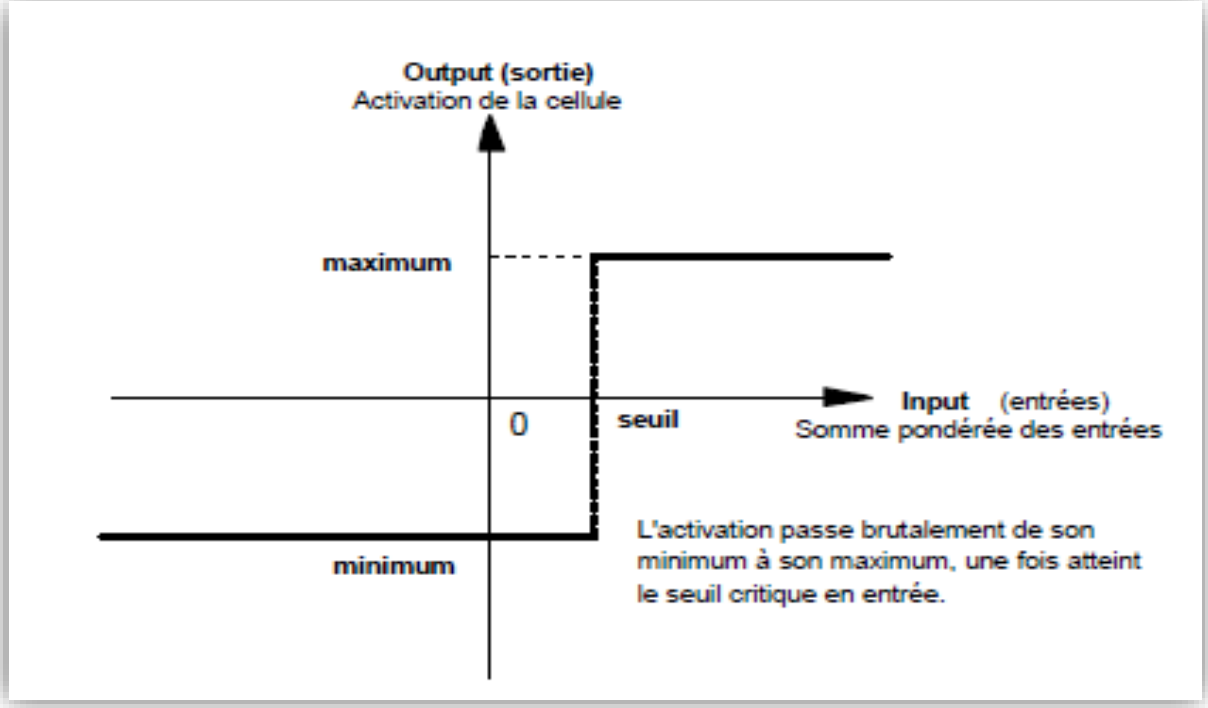


Figure. II.10 : *Fonction à seuil*

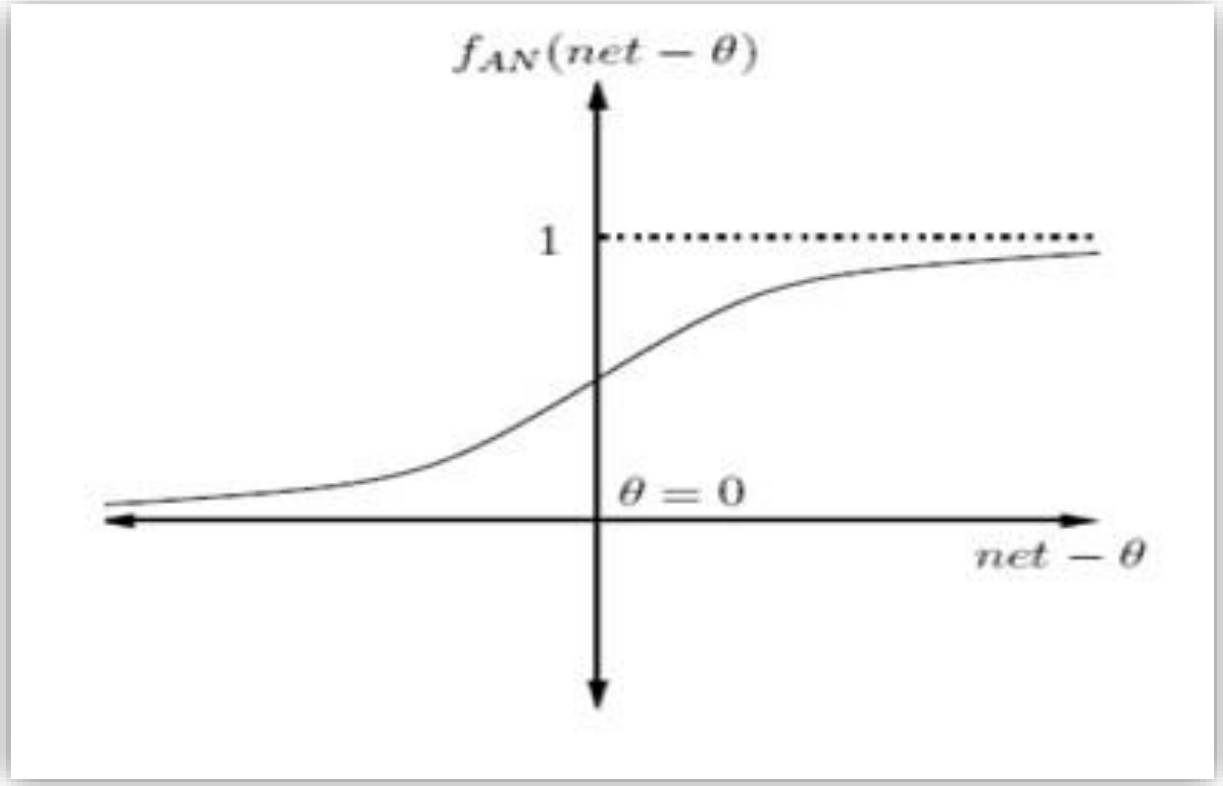


Figure. II.11 : *Fonction sigmoïde*

Réseau de neurones artificiel (RNN)

Définition

Un ANN (Réseau de Neurones Artificiels) est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. 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, soit par plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées).

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. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage.

Architecture d'un réseau de neurones artificiel

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 (réseau à connexion complète). ***[22]***

1) Réseaux monocouche

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids.

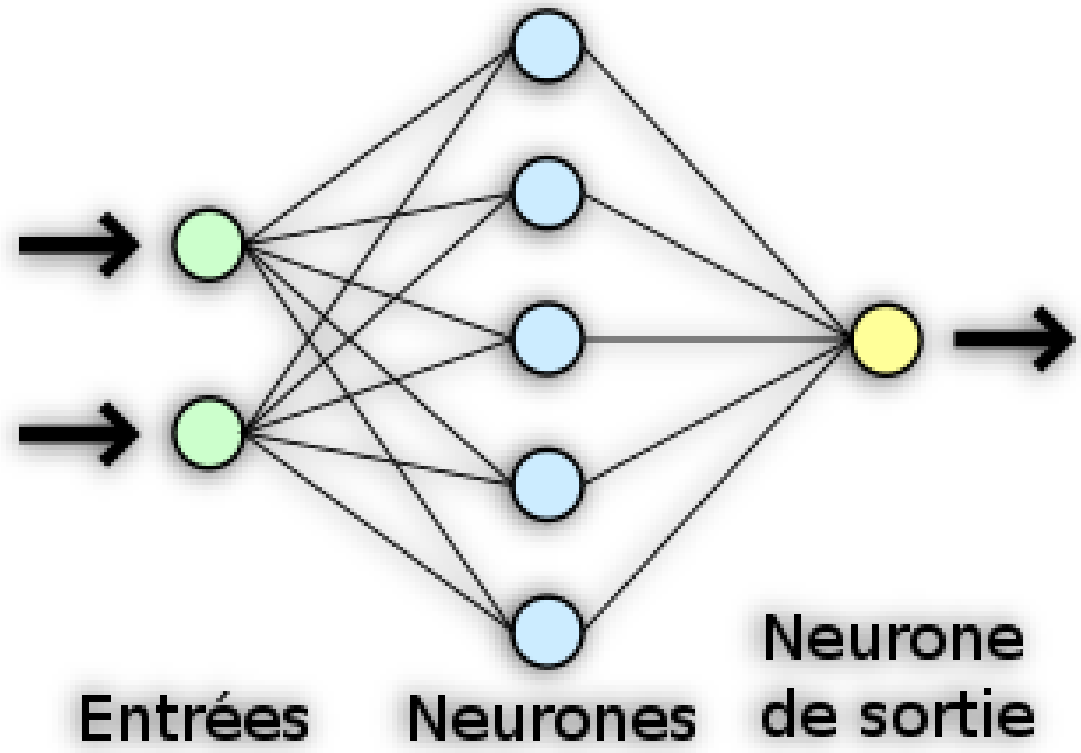


Figure. II.12 : *Réseau de neurones monocouche* Réseaux multicouche

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement.

Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'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 d'entrée, couche de sortie

l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

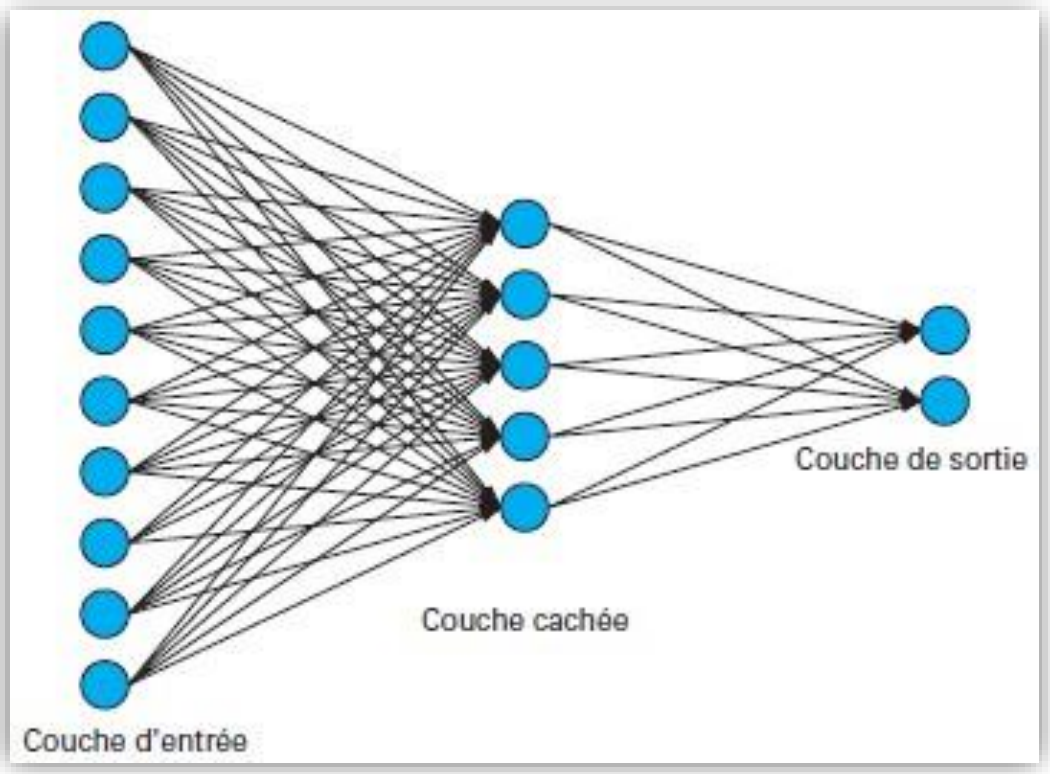


Figure. II.13 : *Réseau de neurones multicouche* ***[23]***

L'apprentissage des réseaux de neurones

L'objectif de l'apprentissage est de fournir une méthode au réseau, afin qu'il puisse ajuster ses paramètres lorsqu'on lui présente des exemples à traiter. En effet les réseaux de neurones ont été appliqués avec succès à l'apprentissage de tâches de classification et d'approximation de fonctions.

Est le processus d'adaptation des paramètres d'un système pour donner une réponse désirée à une entrée ou stimulation quelconque.

Choix de l'algorithme d'apprentissage

Un réseau de neurones passe par une phase d'apprentissage. Celle-ci s'effectue grâce à le choix de l'algorithme d'apprentissage relatif au problème à traiter. Une des méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones est la rétro-propagation du gradient de l'erreur est plus

connu sous son nom anglais « back propagation ».Cet algorithme est utilisé dans les réseaux de type feedforward, ce sont des réseaux de neurones à couches, ayant une couche d'entrée, une couche de sortie, et au moins une couche cachée. ***[24]***

Il n'y a pas de récursivité dans les connexions, et pas de connexions entre neurones de la même couche. Le principe de la rétro-propagation consiste à présenter au réseau un vecteur d'entrées, de procéder au calcul de la sortie par propagation à travers les couches, de la couche d'entrée vers la couche de sortie en passant par les couches cachées. Cette sortie obtenue est comparée à la sortie désirée, une erreur est alors obtenue. A partir de cette erreur, est calculé le gradient de l'erreur qui est à son tour propagé de la couche de sortie vers la couche d'entrée, d'où le terme de rétro-propagation. Cela permet la modification des poids du réseau et donc l'apprentissage. L'opération est réitérée pour chaque vecteur d'entrée et cela jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit vérifié.

Critères d'arrêt

Plusieurs critères d'arrêts peuvent être utilisés avec l'algorithme de rétro propagation des erreurs. Le plus commun consiste à fixer un nombre maximum de périodes d'entraînement, Ce qui fixe effectivement une limite supérieure sur la durée de l'apprentissage. Ce critère est important car la rétro propagation des erreurs n'offre aucune garantie quant à la convergence de l'algorithme. Il peut arriver, par exemple, que le processus d'optimisation reste pris dans un minimum local. Sans un tel critère, l'algorithme pourrait ne jamais se terminer. Un deuxième critère commun consiste à fixer une borne inférieure sur l'erreur quadratique moyenne, ou encore sur la racine carrée de cette erreur. Dépendant de l'application, il est parfois possible de fixer a priori un objectif à atteindre. Lorsque l'indice de performance choisi diminue en dessous de cet objectif, on considère simplement que le **PMC** a suffisamment bien appris ses données et on arrête l'apprentissage.

Les deux critères précédents sont utiles mais ils comportent aussi des limitations. Le critère relatif au nombre maximum de périodes d'entraînement n'est aucunement lié à la performance du réseau.

Le critère relatif à l'erreur minimale obtenue mesure quant à lui un indice de performance mais ce dernier peut engendrer un phénomène dit de sur-apprentissage qui n'est pas désirable dans la pratique, surtout si l'on ne possède pas une grande quantité de données d'apprentissage, ou si ces dernières ne sont pas de bonne qualité.

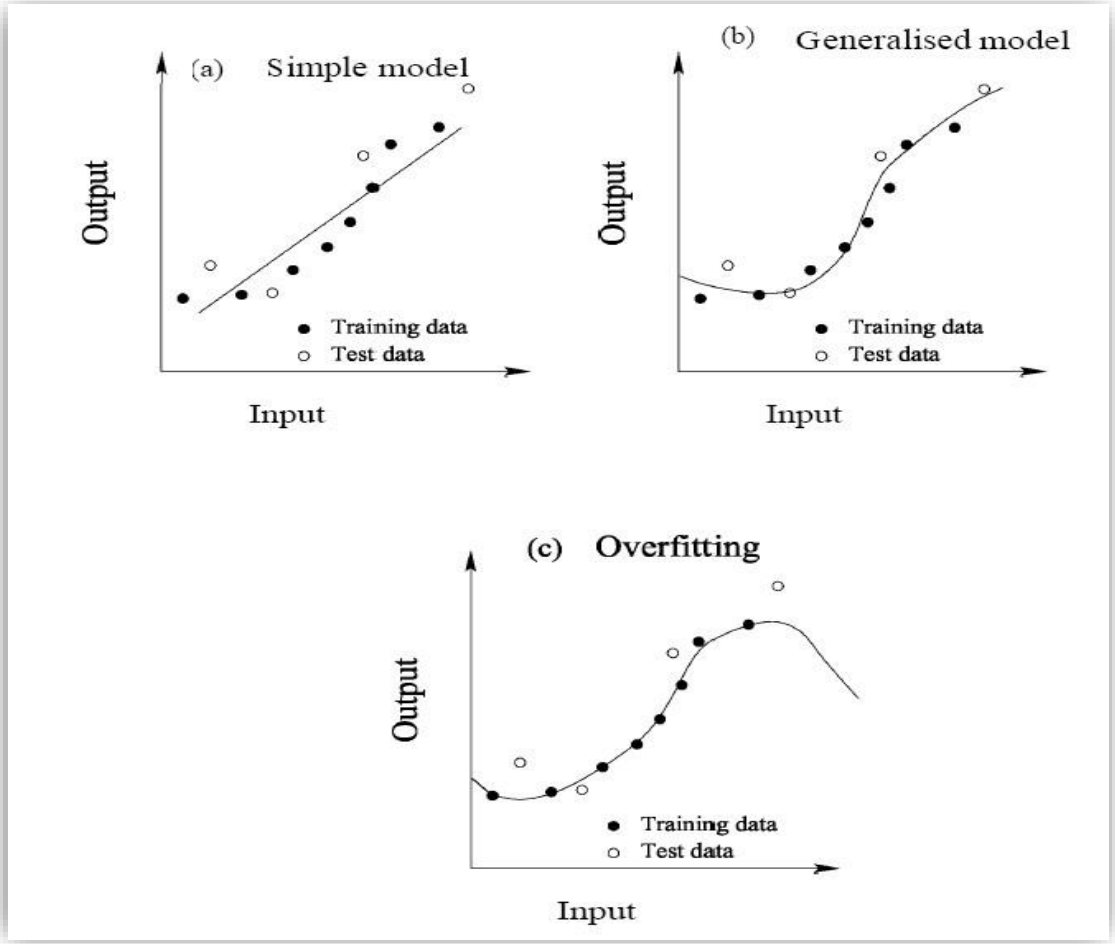


Figure. II.14 : *Illustration du degré de la complexité d'un réseau* ***[25]***

Un processus d'apprentissage par correction des erreurs, comme celui de la rétro propagation, vise à réduire autant que possible l'erreur que commet le réseau. Mais cette erreur est mesurée sur un ensemble de données d'apprentissage. Si les données sont bonnes, c'est-à-dire quelles représentent bien le processus physique sous-jacent que l'on tente d'apprendre ou de modéliser, et que l'algorithme a convergé sur un optimum global, alors il devrait bien performer sur d'autres données issues du même processus physique.

Cependant, si les données d'apprentissage sont partiellement corrompues par du bruit ou par des erreurs de mesure, alors il n'est pas évident que la performance optimale du réseau sera atteinte en minimisant l'erreur, lorsqu'on la testera sur un jeu de données différent de celui qui a servi à l'entraînement. On parle alors de la capacité du réseau à généraliser, c'est-à-dire de bien performer avec des données qu'il n'a jamais vu auparavant ***[Figure. II.14].***

Par exemple, la ***[Figure. II.15]*** illustre le problème du sur-apprentissage dans le contexte d'une tache d'approximation de fonction. La droite en pointillés montre une fonction linéaire que l'on voudrait approximer en ne connaissant que les points noirs. La courbe en trait plein montre ce qu'un réseau hypothétique pourrait apprendre. On constate que la courbe passe par tous les points d'entraînement et donc que l'erreur est nulle. De toute évidence, ce réseau ne généralisera pas bien si l'on échantillonne d'autres points sur la droite.

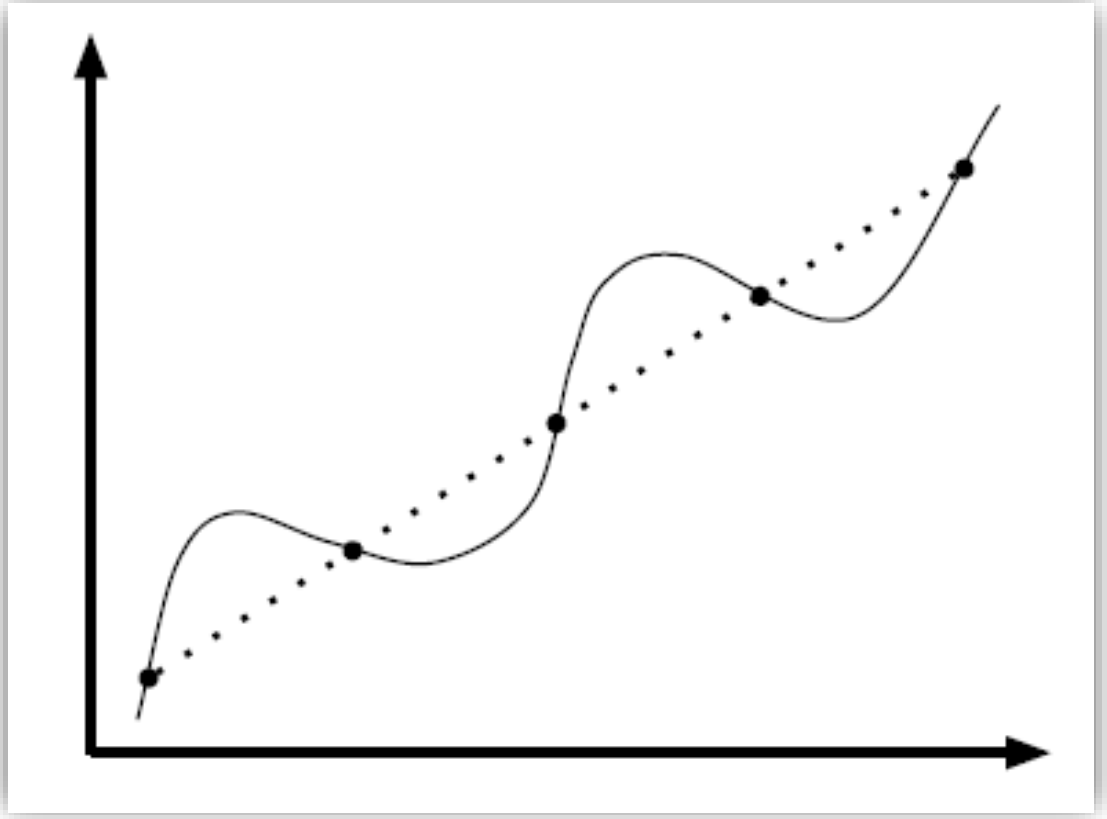


Figure. II.15 : *Illustration du phénomène de sur-apprentissage pour le cas simple d'une approximation de fonction*

Une solution à ce problème consiste à utiliser un autre critère d'arrêt basé sur une technique dite de validation croisée (en anglais «*cross-validation*»). Cette technique consiste à utiliser deux ensembles indépendants de données pour entraîner notre réseau : un pour l'apprentissage (l'ajustement des poids) et l'autre pour la validation, c'est- à- dire le calcul d'un indice de performance (une erreur, un taux de reconnaissance ou tout autre mesure pertinente `a l'application). Le critère d'arrêt consiste alors à stopper l'apprentissage lorsque l'indice de performance calculé sur les données de validation cesse de s'améliorer pendant plusieurs

périodes d'entraînement. La ***[Figure. II.16]*** illustre le critère de la validation croisée dans le cas d'un indice de performance que l'on cherche à minimiser. ***[26]***

La courbe en pointillés de ce graphique représente l'indice de performance d'un réseau hypothétique calculé sur les données d'apprentissage, alors que la courbe en trait plein montre le même indice mais calculé sur les données de validation. On voit qu'il peut exister un moment au cours de l'apprentissage où l'indice en validation se détériore alors que le même indice continue à s'améliorer pour les données d'entraînement. C'est alors le début du «sur-apprentissage».

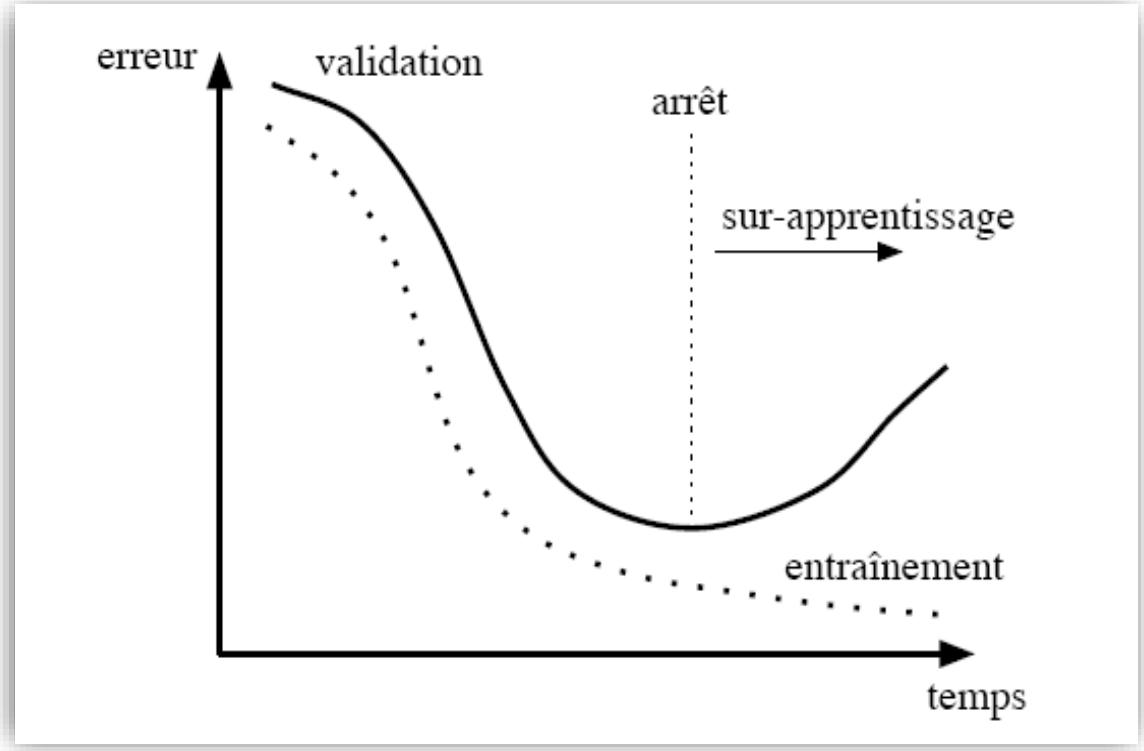


Figure. II.16 : *Illustration de la validation croisée*

Topologies

Les neurones sont connectés entre eux de diverses manières. (a) Réseaux multicouche à connexions Totales, (b) à connexions locales, (c) réseau à connexions complexes et (d) réseau multicouche à connexions récurrentes (dynamique) ***[Figure. II.17]***

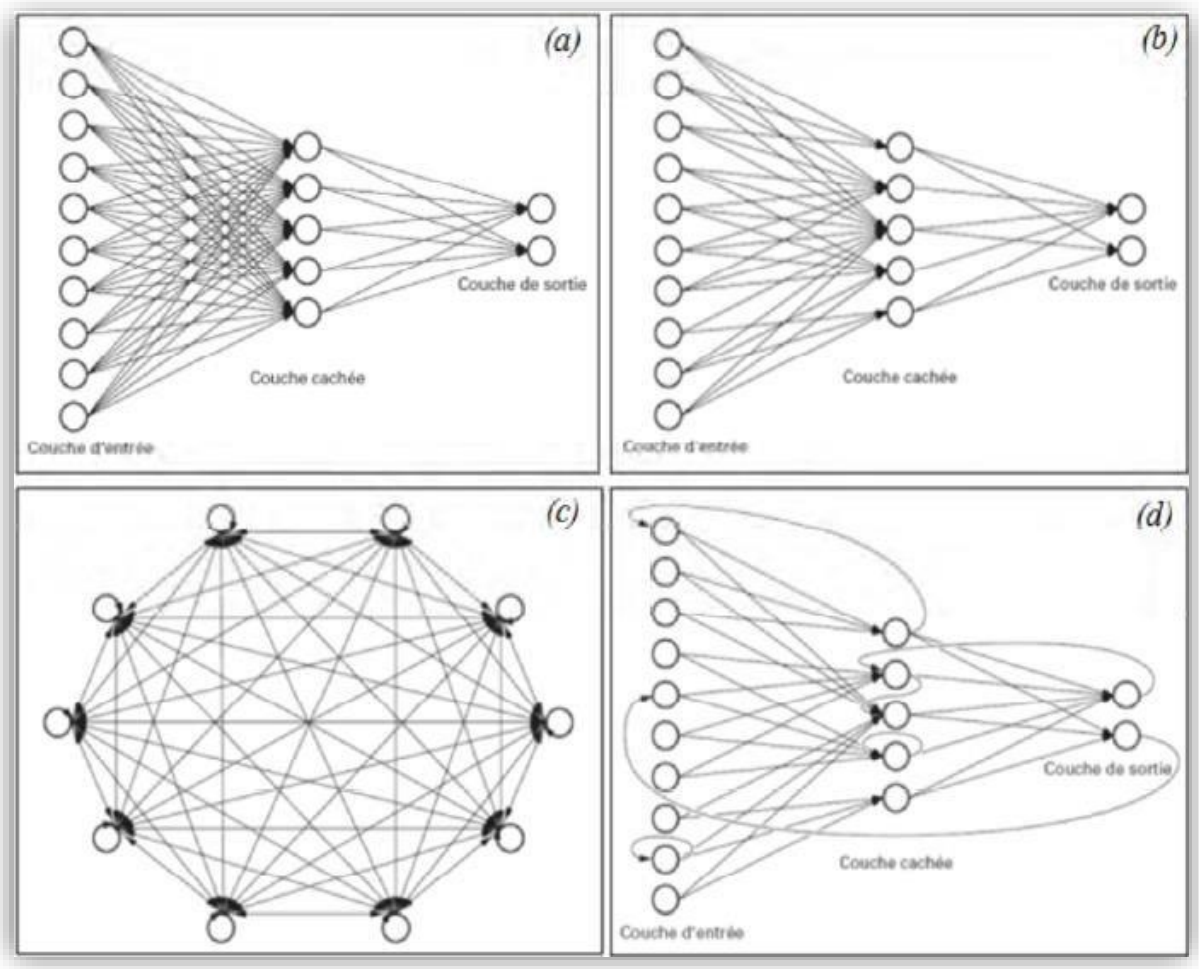


Figure. II.17 : *Topologies des RNA* ***[27]***

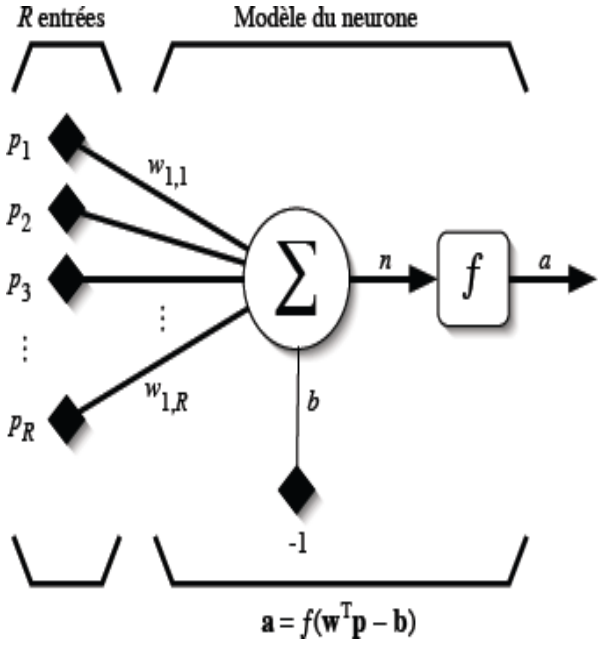
On peut distinguer deux familles de réseaux de neurones : non bouclés ou statiques (a) et (b) et bouclés (dynamiques) (c) et (d).

- **Avantages**
  - Classifieur très précis (si bien paramétré).
  - Apprentissage automatique des poids.
  - Possibilité de faire le parallélisme (les éléments de chaque couche peuvent fonctionner en parallèle).
  - Résistance aux pannes (si un neurone ne fonctionne plus, le réseau ne se perturbe pas).

- **Inconvénients**
  - Détermination de l'architecture du réseau est complexe.

- Paramètres difficiles à interpréter (boite noire).
- Difficulté de paramétrage surtout pour le nombre de neurone dans la couche cachée.

Architecture de réseau de neurone



$$n = \sum_{j=1}^{R} w_{1,j}\, p_j - b$$
$$= w_{1,1}\, p_1 + w_{1,2}\, p_2 + \cdots + w_{1,R}\, p_R - b,$$

$$n = \mathrm{w}^T \mathrm{p} - b.$$

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre des notions sur les réseaux de neurones formels. Nous tenons à rappeler que pour l'analyse des donnes les méthodes statistiques demeurent très importantes et elles sont largement utilisées. Le réseau de neurone est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement de vrais neurones. Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissages.

Modélisation par régression neuronale

CHAPITRE III

Modélisation par régression neuronale

Introduction

Les progrès réalisés au niveau de l'élaboration des aciers et des traitements thermomécaniques permettent de produire des tôles fortes à teneurs très limitées en impuretés et d'obtenir des propriétés mécaniques élevées, tout en limitant les teneurs en carbone et en éléments d'alliage. C'est dans ce but que ce travail de recherche sur le comportement d'un acier micro-allié à des températures intermédiaires (700°C – 1050°C) a été entamé. Cette recherche s'imbrique dans une plus grande maîtrise de l'utilisation des métaux, alliages et aciers, grâce à une meilleure connaissance de l'évolution de la ductilité en fonction de la température et pour des vitesses de déformation différents.

Ce travail de recherche porte la nuance industrielle d'acier micro-allié ayant des tailles de grains différentes (nuance brute de coulée 'gros grain').Les essais de déformation ont été effectués par compression à chaud, La ductilité des matériaux a fait l'objet de plusieurs études avec des résultats diversifiés et parfois contradictoires. Elle résulte d'un compromis entre ce qui favorise la déformation plastique et accommode les contraintes locales, Les essais de compression à chaud permettent aussi d'obtenir plus facilement les paramètres rhéologiques dérivant des lois de comportement σ (ε ,&, T) thermomécaniques traduisant l'influence de la nature de l'alliage et des conditions de déformation sur la contrainte d'écoulement.

L'essai de compression est mieux adapté (que l'essai de traction), pour l'étude du comportement rhéologique. En effet, il permet d'obtenir une déformation homogène dans l'échantillon à partir d'une amélioration des conditions de lubrification à l'interface échantillon-tas de la presse, avec la possibilité d'atteindre des déformations de l'ordre de l'unité.

Essai de compression

III.2. 1. Réalisation de l'essai

L'essai de compression est l'un des essais les plus faciles à réaliser : il consiste à soumettre une éprouvette de forme cylindrique ou prismatique, placée entre les plateaux d'une presse, à deux forces axiales égales et directement opposées, qui tendent à la comprimer ***[Figure III.1].*** Si le matériau étudié est ductile, la rupture ne peut être atteinte avec ce test. L'essai de compression est surtout utilisé pour déterminer la contrainte de rupture des matériaux fragiles (céramiques, verres, pierres, fonte, …).Les machines utilisées pour l'essai de compression sont similaires à celles utilisées pour les essais de traction ; souvent la même machine peut être employée pour effectuer les deux essais.

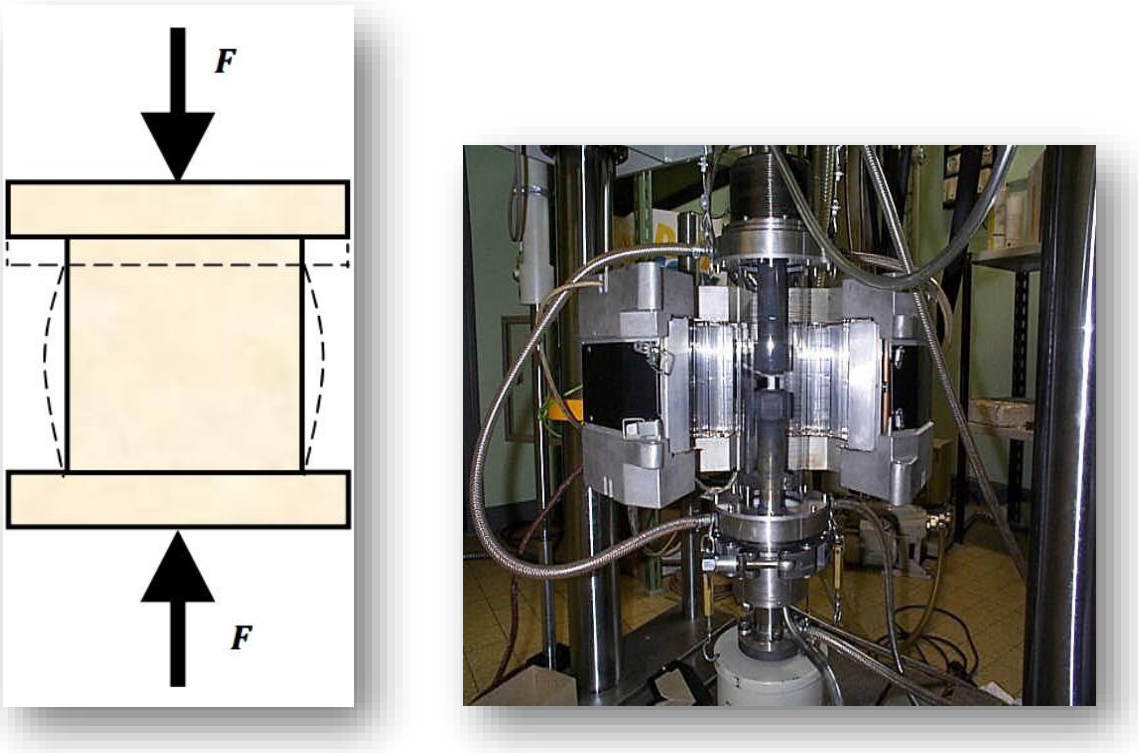


Figure III.1 : *Dispositif de compression à chaud.*

Cet essai consiste à appliquer un effort de compression à un échantillon reposant sur une surface indéformable. Cette sollicitation provoque un écrasement de l'éprouvette. On mesure simultanément les contraintes et déformations à la cour de l'essai. L'essai de compression à chaud est le mieux adapté parmi tous les essais de déformation pour l'étude des paramètres rhéologiques, car Il permet d'obtenir une déformation homogène dans l'échantillon à partir d'une amélioration des conditions de lubrification à l'interface échantillon-tas de la machine.

L'essai de compression permet aussi d'atteindre des déformations de l'ordre de l'unité. L'essai de compression est piloté par micro-ordinateur, et assure une régulation de la position de la traverse au cours de la montée en température de manière à ce que le tas supérieur reste toujours au contact de l'échantillon. Un programmateur géré par microprocesseur permet d'effectuer des cycles thermomécaniques complexes.

Le comportement des matières plastiques en compression est, du point de vue moléculaire, assez complexe et l'on ne peut énoncer de lois générales de comportement. On pratiquera donc les essais de compression pour simuler des cas concrets et on exploitera avec une grande prudence les résultats obtenus

2.Comportements des matériaux sous charge de compression

Lors de la compression d'une éprouvette cylindrique en acier à bas carbone, elle prend la forme d'un tonneau ***[Figure III.2].*** La courbe de compression obtenue pour ce matériau est présentée à la ***[Figure III.3].***

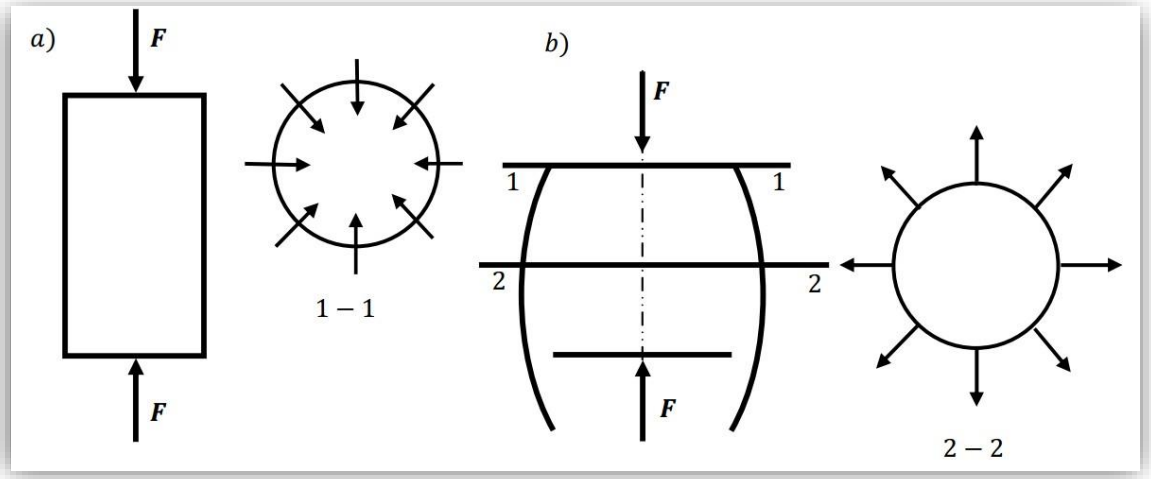


Figure III.2 : *Compression d'une éprouvette cylindrique*

a) Avant déformation b) Après déformation

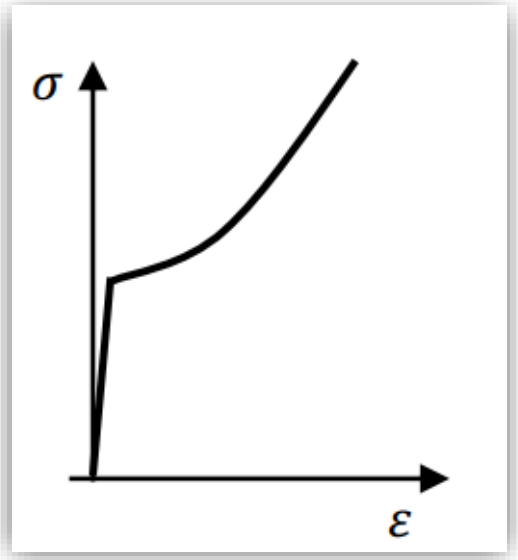


Figure III.3 : *Courbe de compression*

Le type de rupture d'une éprouvette en fonte soumise à la compression axiale est présenté à la ***[Figure III.4.a]*** et la courbe de compression lui correspondant est donnée par la ***[Figure III.4.b].***

a) ***b)***

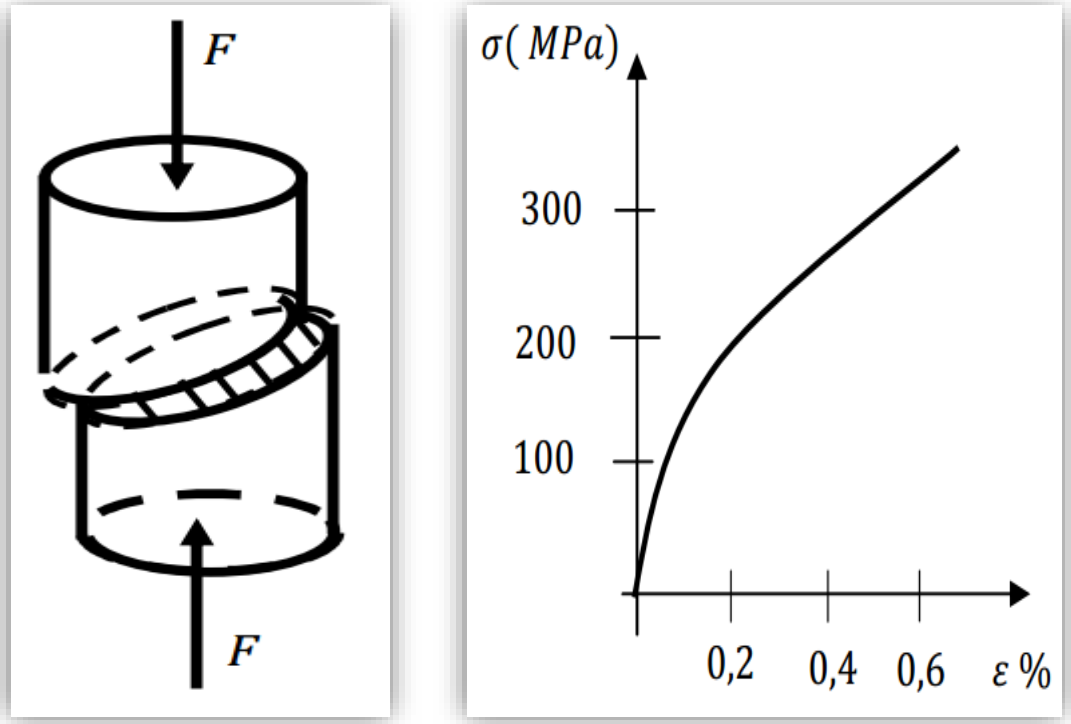


Figure III.4 : *Rupture d'une éprouvette en fonte soumise à la compression axiale*

Les éprouvettes utilisées dans l'essai de compression doivent remplir les conditions suivantes :

- La longueur de l'éprouvette ne doit pas dépasser dix fois son diamètre ($L_0 \leq 10d_0$) afin d'éviter le phénomène de flambement.

- Les faces de l'éprouvette (en contact avec les plateaux de la machine) doivent être bien polies, planes, parallèles et perpendiculaires à son axe, afin que le chargement soit axial et que les forces de frottement soient réduites au minimum.

Matériaux étudiés

III.3. 1. Nuances industrielles

Nos éprouvettes ont été prélevées de brames pour la nuance ***[Figure III.5],*** Ce type de matériau, appelé acier microallié à haute limite élastique.

2. Compositions chimiques

Les teneurs en éléments d'addition de nos matériaux ont été déterminées après traitement thermique ***[Tableau III.1].***

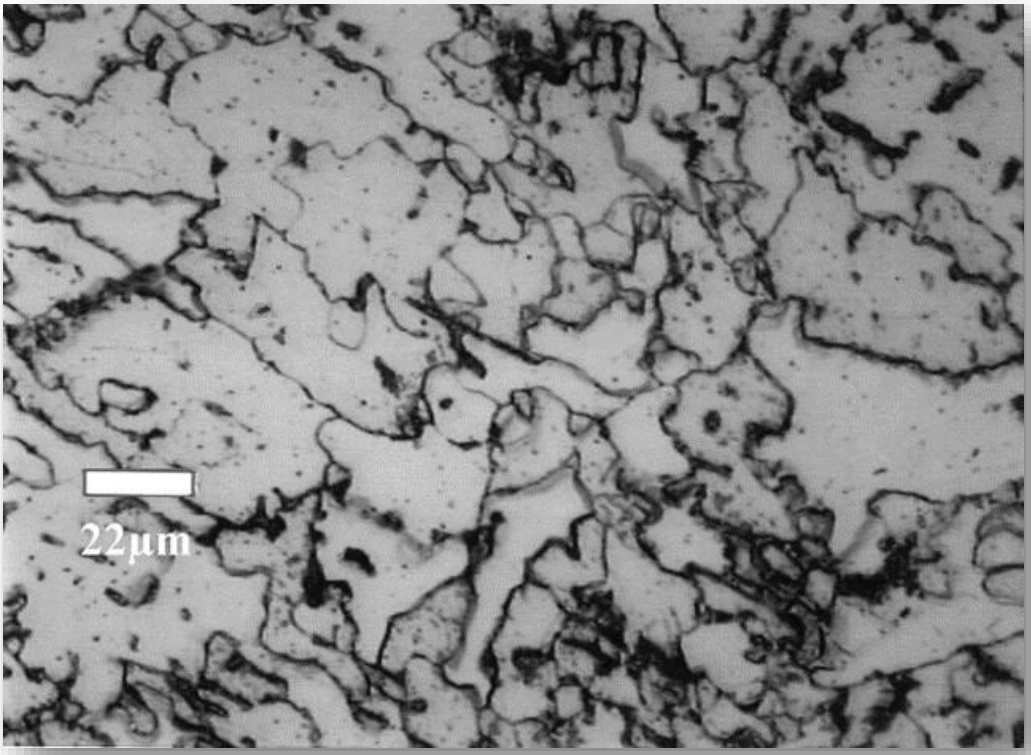


Figure III.5 : *Microstructure initiale des échantillons d'une brute de coulée*

Tableau III.1 : *Composition chimique du matériau*

Element	*% C*	*% Mn*	*% P*	*% S*	*% Al*	*% Si*	*% Nb*	*% Ti*	*% V*
BC	*0.44*	*2.691*	*0.098*	*0.094*	*0.358*	*0.052*	*0.01*	*0.003*	*0.003*

Modélisation par réseau de neurones

Introduction

L'Analyse de régression est la technique de modélisation la plus courante dans l'exploration statistique de données, laquelle décrit la relation entre les variables en construisant des équations de régression. Les réseaux de neurones artificiels sont devenus en quelques années des outils précieux dans des domaines très divers de l'industrie et divers services, des techniques

d'analyse en provenance de l'apprentissage automatique (intelligence artificielle) et des bases de données. Néanmoins, ils n'ont pas encore atteint leur plein développement pour des raisons plus psychologiques que techniques, liées aux connotations biologiques du terme et au fait qu'ils sont considérés, à tort, comme des outils d'Intelligence Artificielle. Or l'intérêt des réseaux de neurones, dans le domaine des Sciences ne doit rien à la métaphore biologique, il est uniquement dû aux propriétés mathématiques spécifiques de ces réseaux.

Les réseaux neuronaux sont une classe de systèmes informatiques qui utilisent une architecture hautement parallèle pour effectuer efficacement les tâches de rappel, de prédiction et de classification. Le réseau est constitué d'un certain nombre d'unités de traitement simples qui communiquent en parallèle via des connexions pondérées. Une représentation schématique du réseau de neurones avec déformation, vitesse de déformation et température en tant que paramètres de processus d'entrée et contrainte d'écoulement en tant que paramètre de sortie prédit est illustrée sur la ***[Figure III.6]***. La connaissance est stockée dans le modèle de poids entre unités, répondra correctement à un signal propagé à travers ces poids. Les algorithmes d'apprentissage incorporés dans le réseau ajustent les modèles de poids pour stocker les connaissances acquises. ***[28]***

Dans ce travail, un réseau de rétropropagation à trois couches a été utilisé pour acquérir et appliquer des connaissances à partir des données sur les contraintes d'écoulement obtenues à partir de l'expérimentation. Chaque couche du réseau est composée d'un certain nombre d'unités de traitement simples. Les couches sont organisées en un système d'anticipation, dans lequel chaque unité d'une couche est connectée à chaque unité de la couche suivante, mais il n'y a pas de connexions entre les unités d'une même couche. La première couche du réseau, appelée couche d'entrée, reçoit des entrées des données expérimentales et devient activée par ces entrées. La couche d'entrée a été établie de sorte que chaque unité de la couche d'entrée corresponde directement à un paramètre indépendant qui contribue au paramètre de sortie. Les deuxième et troisième couches sont appelées couches masquées, car leurs entrées et sorties sont internes à le réseau. La couche finale est la couche de sortie. Chaque unité de traitement dans les couches cachées et de sortie du réseau calcule deux fonctions chaque fois que de nouvelles données d'entrée sont présentées au réseau. ***[29]***

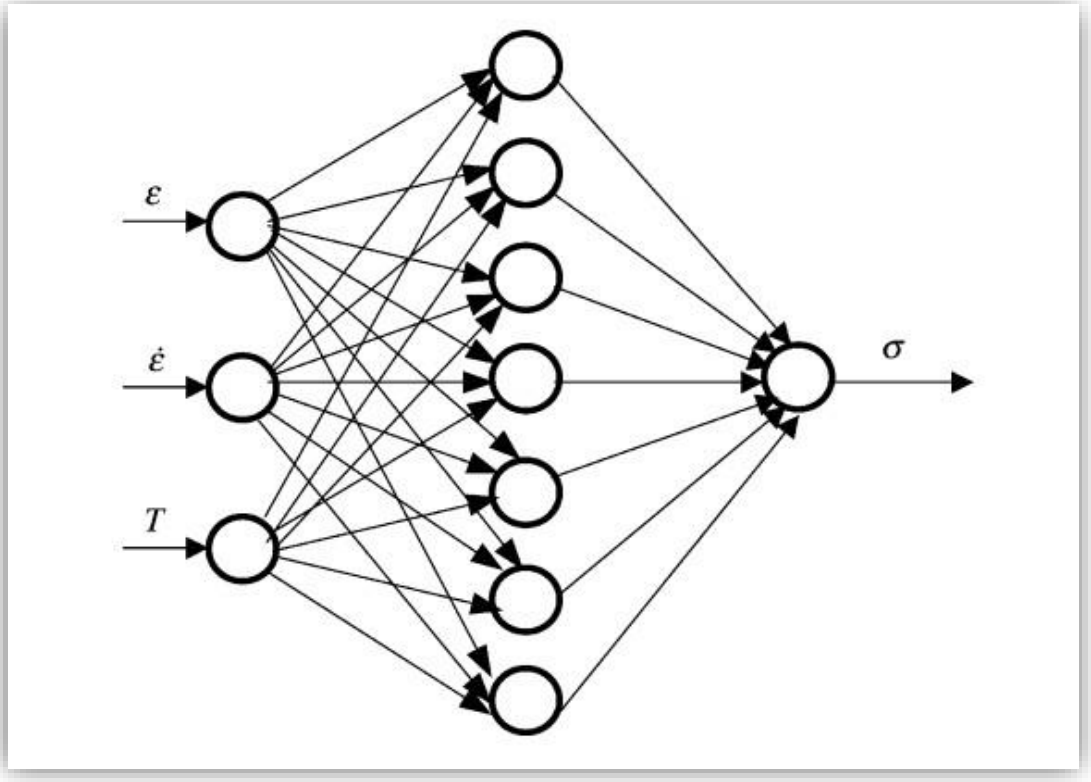


Figure III.6 : *Représentation schématique du réseau de neurones.*

Conception d'expériences pour l'acquisition de connaissances sur les contraintes d'écoulement

Afin de comprendre les phénomènes de contrainte d'écoulement et les paramètres d'influence tels que la déformation, la vitesse de déformation et la température, les résultats d'un certain nombre d'expériences ***[30]*** sur un acier microallié dans différentes conditions de température et taux de déformation ont été utilisés

L'essai de compression est mieux adapté (que l'essai de traction), pour l'étude du comportement rhéologique. En effet, il permet d'obtenir une déformation homogène dans l'échantillon à partir d'une amélioration des conditions de lubrification à l'interface échantillon-tas de la presse, avec la possibilité d'atteindre des déformations de l'ordre de l'unité.

Trois différents paramètres rhéologiques sont obtenus par l'essai de compression :

- Le coefficient de sensibilité à la déformation ;

$$n = \left(\frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \varepsilon} \right)_{T,\dot{\varepsilon}}$$

- Le coefficient de sensibilité à la vitesse de déformation ;

$$m = \left(\frac{\partial \ln \sigma}{\partial \ln \dot{\varepsilon}} \right)_{T,\varepsilon}$$

- L'énergie d'activation apparente ;

$$Q_a = R / m \left(\frac{\partial \ln \varepsilon}{\partial \ln (1/T)} \right)_{\sigma}$$

La détermination des paramètres rhéologiques permettra de préciser la loi pseudo-plastique à laquelle obéit la contrainte en régime stationnaire.

$$\sigma = K' \varepsilon^{n} \dot{\varepsilon}^{m} \exp\left(\frac{mQ}{RT} \right)$$

Les courbes contrainte-déformation obtenues par compression à chaud sont montrées dans les ***[Figure III.7.a, b, c]*** à différentes températures (de 700°C à 1050°C) et vitesses de déformation (0.0029 s^{-1}, 0,0146s^{-1} et 0,000734s^{-1}), ont été utilisées pour former le réseau, les mêmes données expérimentales étant utilisées pour tester l'exactitude des prédictions au cours des différentes étapes de la formation.

Une fois l'entraînement en réseau terminé, des prédictions ont été faites par d'autres données à des températures et des vitesses de déformation autres que celles utilisées pour l'entraînement.

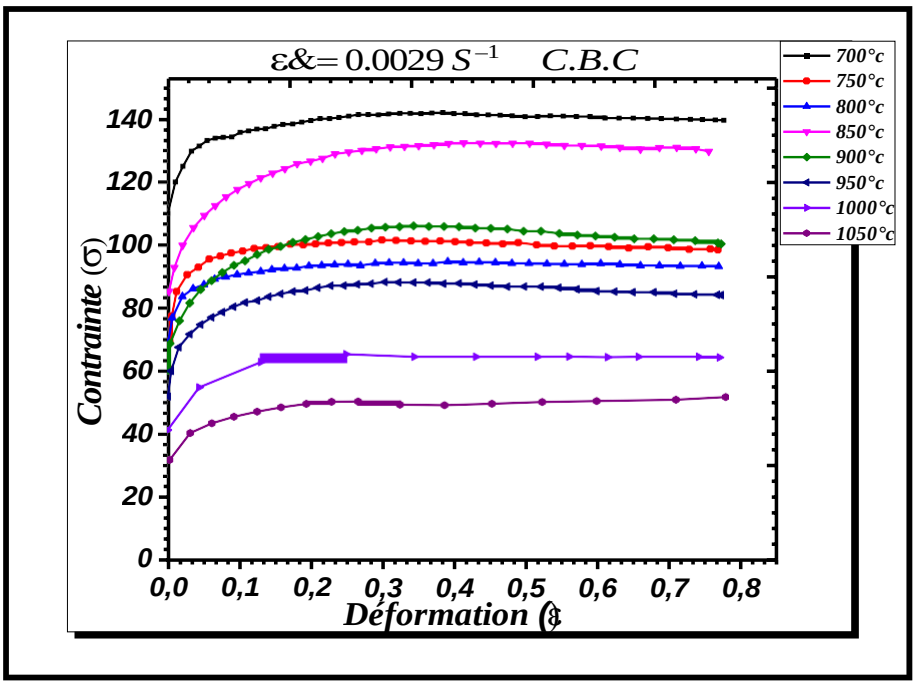


Figure III.7.a : *Evolution de la contrainte de compression à chaud en fonction de la température.* ε&= 0.0029 S^{-1} *C.B.C*

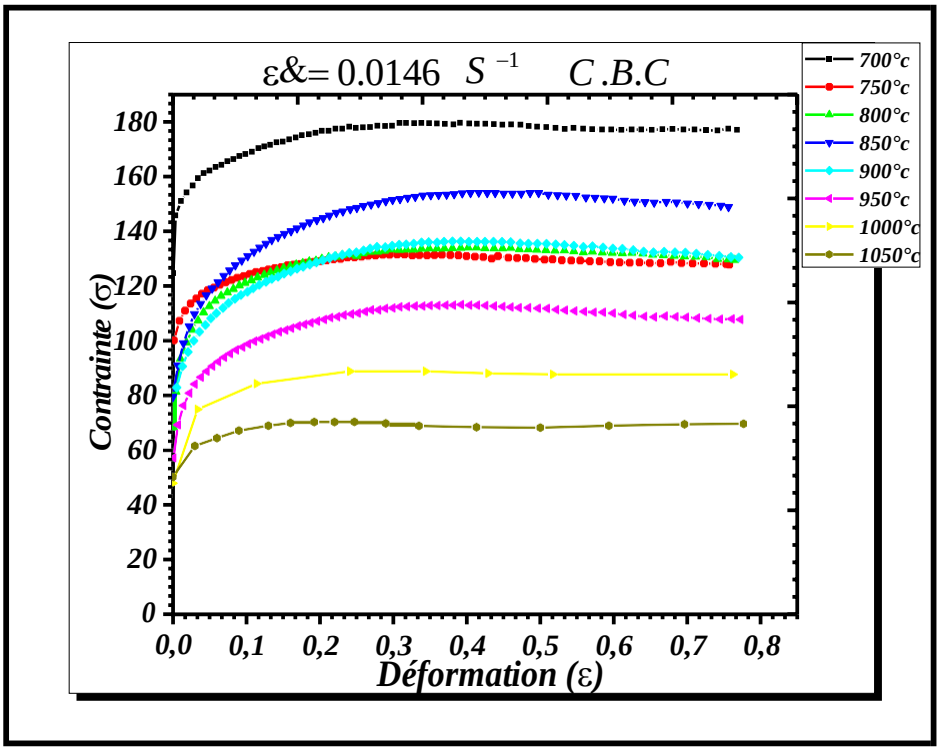


Figure III.7.b : *Evolution de la contrainte de compression à chaud en fonction de la température.* ε&= 0.0146 S^{-1} *C.B.C*

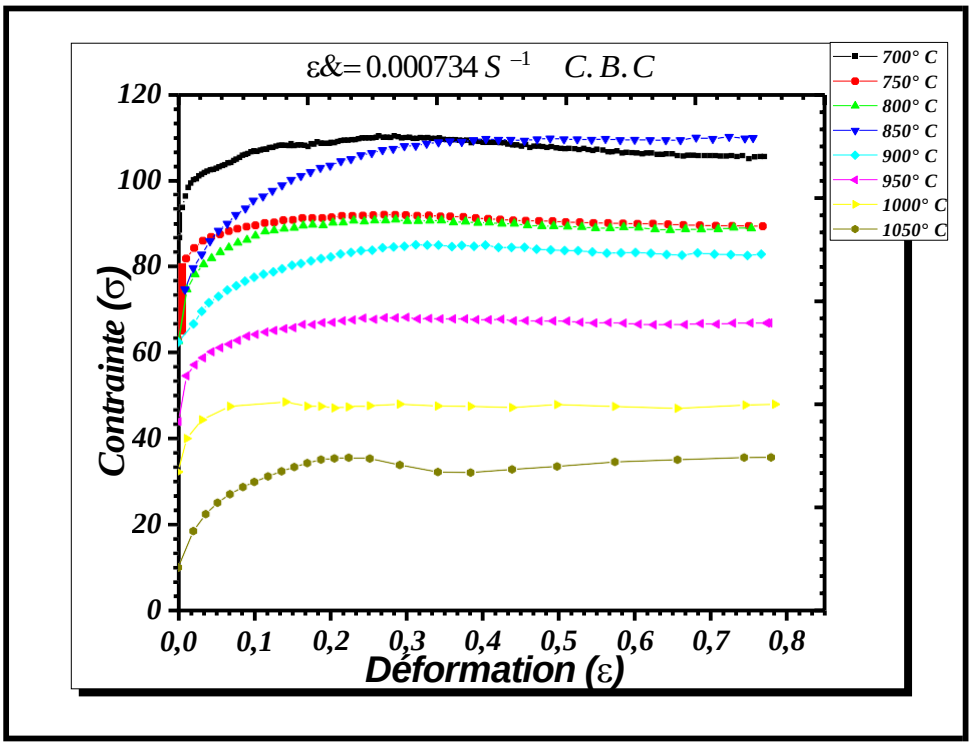


Figure III.7.c : *Evolution de la contrainte de compression à chaud en fonction de la température.* ε&= 0.000734 S^{-1} C.B.C

Résultats et discussions

En raison de propriétés mathématiques qui sont maintenant bien comprises, et grâce au développement de méthodologies rigoureuses pour la conception de modèles, les réseaux de neurones sont devenus des outils de modélisation puissants dont les domaines d'application sont multiples. Ils permettent de réaliser, de manière simple et efficace, des modèles précis, statiques ou dynamiques, parcimonieux en nombre de paramètres.

Contrairement à une idée répandue, ils ne sont pas nécessairement des «boîtes noires» sans signification physique : la méthodologie de modélisation semi-physique permet de tirer la meilleure partie possible des données expérimentales disponibles et des connaissances avérées, sous formes d'équations algébriques ou différentielles, qui peuvent résulter d'une étude physique du processus que l'on cherche à modéliser. Bien entendu, leur domaine d'application ne se limite pas à la modélisation : les réseaux de neurones peuvent également être à la base de systèmes de commande non linéaires.

Pour conclure, mentionnons une classe d'applications qui se développe très rapidement à l'heure actuelle : il est de plus en plus fréquent qu'un modèle «neuronal» soit utilisé pour remplacer un modèle de connaissances implanté dans un simulateur : on met en œuvre le simulateur pour créer une base de données, qui est ensuite utilisée pour l'apprentissage d'un réseau de neurones. On bénéficie alors de la grande rapidité de calcul des réseaux de neurones, même exécutés sur des machines traditionnelles telles que des ordinateurs personnels. On peut ainsi, par exemple, remplacer les grands codes de calcul utilisant des techniques d'éléments finis, notamment en aérodynamique ou en mécanique.

Pour construire un réseau de neurones, la première chose à faire n'est pas de choisir le type de réseau mais de bien choisir ses échantillons de données d'apprentissage, de teste et validation. Ce n'est qu'ensuite que le choix du type de réseau interviendra. Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. Comme dans les cas d'analyse de données, cette étape est cruciale et va nous aider à déterminer le type de réseau le plus approprié pour résoudre notre problème.

La façon dont se présente l'échantillon conditionne : le type de réseau, le nombre de neurones d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation. La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau : Il faudra aussi choisir le nombre de neurones dans chaque couche cachée. Plusieurs méthodes existent et on peut par exemple prendre une moyenne du nombre de neurones d'entrée et de sortie, mais rien de vaut de tester toutes les possibilités et de choisir celle qui offre les meilleurs résultats. L'apprentissage consiste tout d'abord à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant un échantillon. La méthode la plus utilisée est la rétropropagation : on entre des valeurs dans les cellules d'entrée et en fonction de l'erreur obtenue en sortie, on corrige les poids accordés aux pondérations. C'est un cycle qui est répété jusqu'à ce que la courbe d'erreurs du réseau ne soit croissante (il faut bien prendre garde ne pas surentraîner un réseau de neurones qui deviendra alors moins performant).

L'architecture finale du réseau utilisé dans cette étude était basée sur Un réseau à trois (3) couches avec une configuration de neurones ***3-5-10-1***avec une fonction de transfert tanh, ont été utilisés pour former le réseau ***[Figure III.8].*** Les détails concernant l'ensemble optimal de paramètres de réseau et d'apprentissage et les divers schémas adoptés sont discutés ci-dessous.

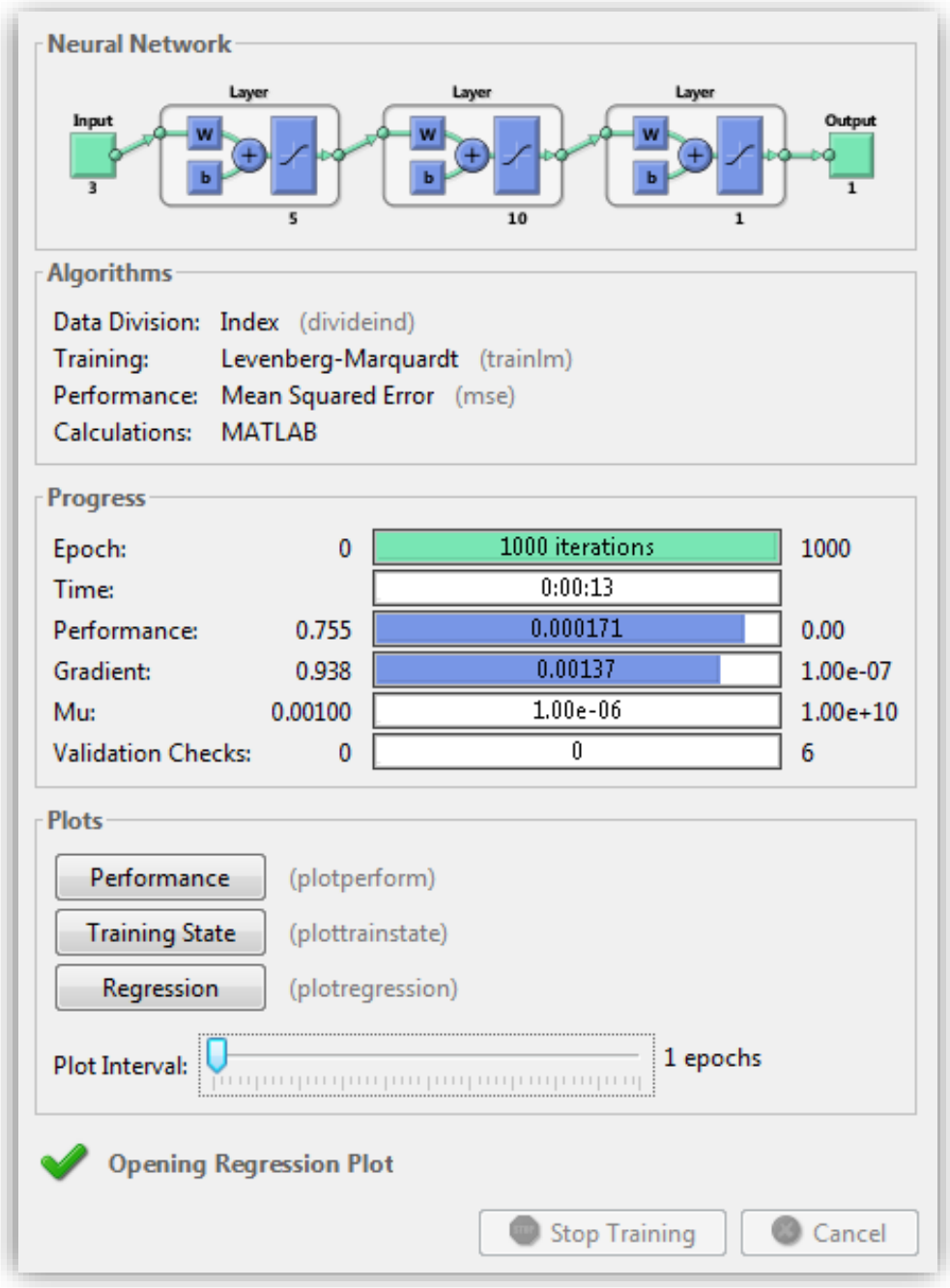


Figure III.8 : *L'architecture finale du réseau utilisé dans cette étude*

Comparaison des prédictions avec les résultats expérimentaux

Les données d'entraînement ont été générées à partir d'essais de compression à chaud qui ont été effectués dans des conditions de taux de déformation constant et de température constante sur un acier microallié.

Le réseau a été formé avec seulement trois paramètres d'entrée (déformation, vitesse de déformation et température) qui influencent directement le paramètre de sortie (contrainte d'écoulement). Dans la ***[Figure III.8].*** le réseau a été formé en prenant des fonctions directes des

paramètres d'entrée. Les graphiques de la ***[Figure III.9],*** montrent une comparaison des valeurs expérimentales de la contrainte d'écoulement avec celles prédites. Les tracés de la ***[Figure III.10],*** sont pour différentes températures à des vitesses de déformation constantes de (0.0029 S^{-1}, 0,0146 S^{-1} et 0,000734 S^{-1}) respectivement.

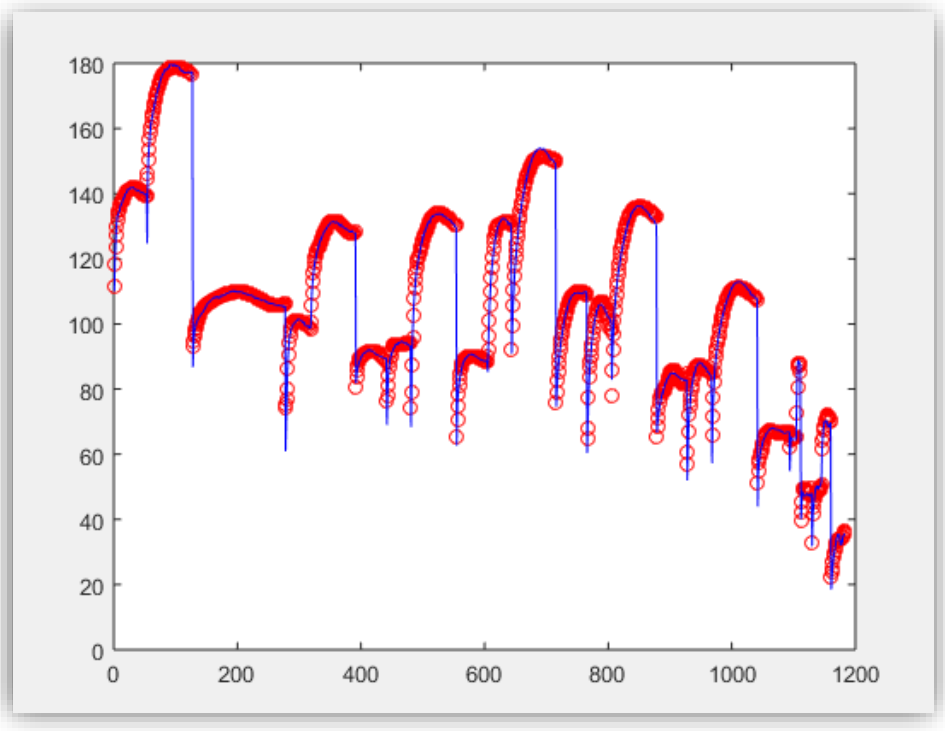


Figure III.9 : *Estimation des contraintes d'écoulement*

Les graphiques de la ***[Figure III.9],*** montrent également une variation de la contrainte d'écoulement paramètre par rapport à la déformation pour différentes conditions de température et de vitesse de déformation.

D'après la ***[Figure III.9],*** il est évident que la précision de la prédiction du paramètre de contrainte d'écoulement est très bonne. Les courbes d'écoulement prédites suivent également les courbes d'écoulement expérimentales, sauf quelques cas à basse température.

On constate également que les courbes d'écoulement prédites suivent de très près les courbes d'écoulement expérimentales. On peut observer sur la ***[Figure III.10],*** que les prédictions sont beaucoup plus proches des valeurs expérimentales pour les cas où les données expérimentales ont été utilisées pour l'apprentissage du réseau dans les autres cas où les données expérimentales n'ont pas été utilisées à prédictions s'écartant légèrement des résultats expérimentaux.

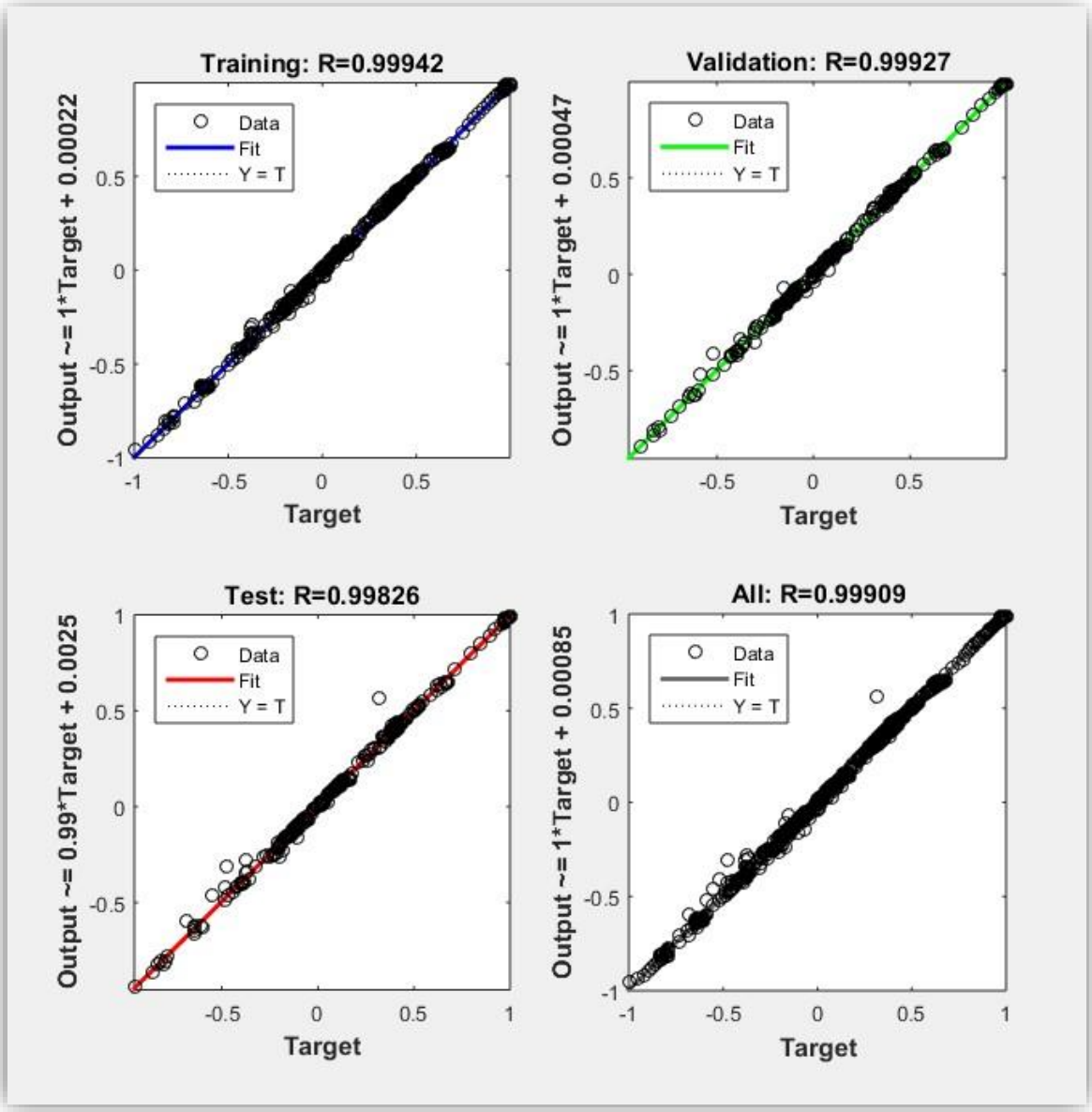


Figure III.10 : *Contrainte d'écoulement mesurée face au prédite (Entrainement, test et validation)*

Cependant, même dans ces cas, les courbes d'écoulement prédites montrent clairement les phénomènes d'écrouissage et de recristallisation dynamique, tout comme dans les courbes d'écoulement expérimentales.

Une analyse d'erreur effectuée pour déterminer avec quelle précision les prédictions suivent les résultats expérimentaux, a montré une erreur de pourcentage absolue moyenne de 0.00021 % ***[Figure III.11],*** dans les prédictions. Cette erreur est inférieure aux erreurs qui surviennent habituellement dans les mesures de contrainte d'écoulement dues aux erreurs de

température, à la vitesse de déformation et à la variation du frottement inter facial pendant tout essai et variation d'un essai à l'autre.

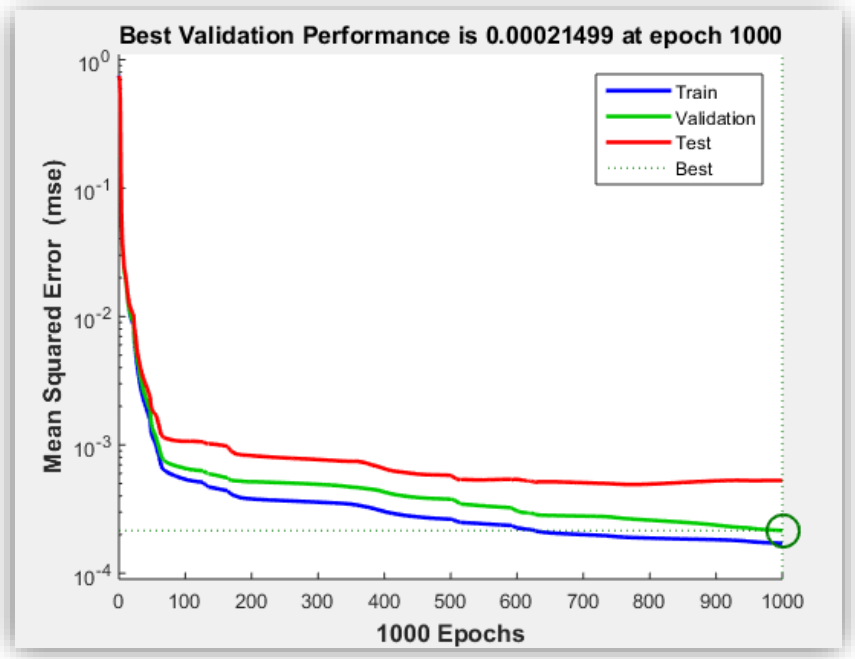


Figure III.11: *Evolution de l'erreur*

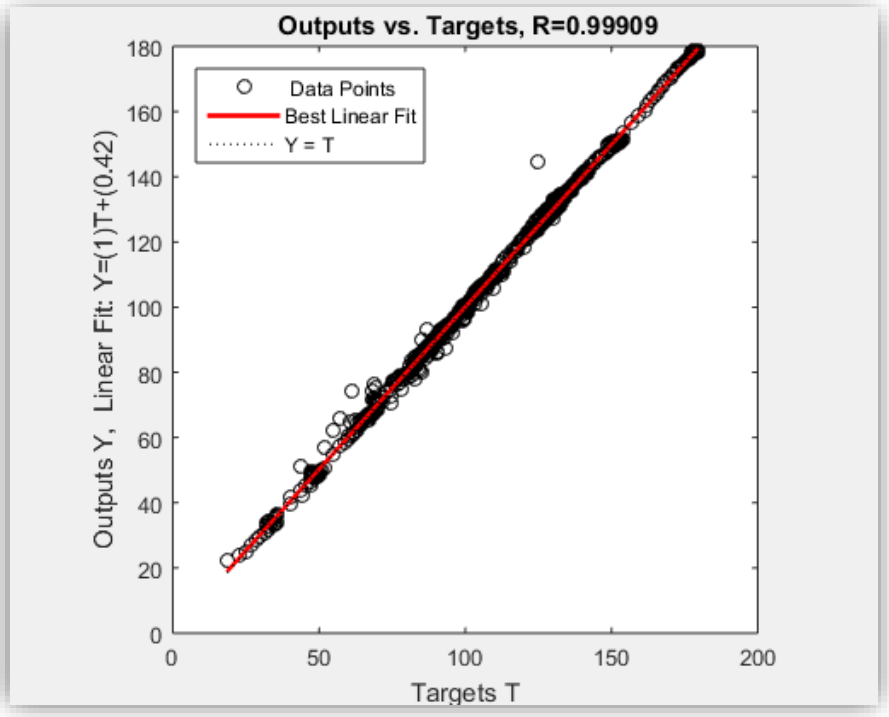


Figure III.12 : *Evolution de l'erreur pour la sortie*

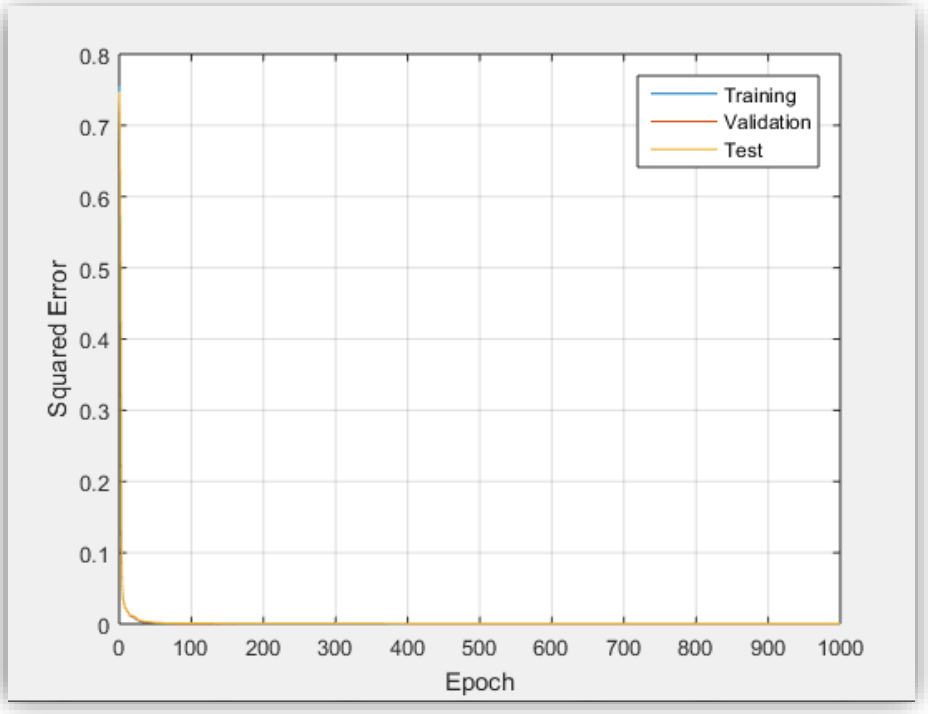


Figure III.13 : *Estimation de l'erreur absolue*

Conclusion

Une nouvelle méthodologie pour la prédiction de la contrainte d'écoulement a été proposée qui utilise des réseaux neuronaux artificiels. Cette approche aide non seulement à réduire l'expérimentation nécessaire pour caractériser le comportement d'écoulement d'un matériau, mais réduit également les problèmes associés aux modèles constitutifs empiriques et semi-empiriques qui impliquent l'évaluation d'un grand nombre de constantes.

Le réseau de neurones formés est capable de prédire très précisément la contrainte d'écoulement, la précision étant comparable à celle des prédictions des approches analytiques et semi-empiriques existantes. Les prédictions ont également indiqué une déformation à haute température clairement pertinente sur les caractéristiques, telles que l'écrouissage, et la recristallisation, sous l'influence de divers paramètres de procédé.

Conclusion générale

Conclusion générale

Pour construire un réseau de neurones, la première chose à faire n'est pas de choisir le type de réseau mais de bien choisir ses échantillons de données d'apprentissage, de teste et validation. Ce n'est qu'ensuite que le choix du type de réseau interviendra.

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. Comme dans les cas d'analyse de données, cette étape est cruciale et va nous aider à déterminer le type de réseau le plus approprié pour résoudre notre problème.

La façon dont se présente l'échantillon conditionne : le type de réseau, le nombre de neurones d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation. La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau :

Il faudra aussi choisir le nombre de neurones dans chaque couche cachée. Plusieurs méthodes existent et on peut par exemple prendre une moyenne du nombre de neurones d'entrée et de sortie, mais rien de vaut de tester toutes les possibilités et de choisir celle qui offre les meilleurs résultats. L'apprentissage consiste tout d'abord à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant un échantillon. La méthode la plus utilisée est la rétropropagation : on entre des valeurs dans les cellules d'entrée et en fonction de l'erreur obtenue en sortie, on corrige les poids accordés aux pondérations. C'est un cycle qui est répété jusqu'à ce que la courbe d'erreurs du réseau ne soit croissante (il faut bien prendre garde ne pas surentraîner un réseau de neurones qui deviendra alors moins performant).

Pour le développement de notre modèle, un ensemble construit de **1183** paires d'entrée et de sortie a été obtenu par des séries d'expériences. Soixante-dix pour cent des paires d'entrée et de sortie ont été choisis pour l'apprentissage du réseau et les vingt pour cent des paires ont été assignés pour l'ensemble de test et le reste pour la validation. Les poids dans des neurones artificiels sont ajustés pendant un procédé de formation pour obtenir le paramètre de sortie en fonction des paramètres d'entrée.

On peut conclure que nos réseaux ont prévu la contrainte, avec succès. Afin de faciliter les comparaisons entre les valeurs prévues et les valeurs expérimentales, une analyse d'erreur a été faite en utilisant les critères de l'erreur relative moyenne (MRE).

$$MRE(\%) = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^{N} \left| \frac{y_i - \bar{y}_i}{y_i} \right|$$

Comme conclusion, un modèle de régression neuronale généralisé a été développé pour prévoir la courbe contrainte-déformation pour l'acier micro-allié étudié, sachant les conditions de son procédé de production. Le modèle de prévision a présenté une bonne approximation entre les données expérimentales et les valeurs de sorties prévues par le réseau de neurones. Par conséquent, ce modèle peut être employé avec un degré satisfaisant d'exactitude et de fiabilité des aciers HSLA produits dans des conditions similaires.

Une fois notre modèle est établi, on peut l'utilisé selon différents points de vue, dépend du domaine d'utilisation :

- Fournir des librairies de modèles exécutables pour des utilisateurs.

- Analyse de sensibilité afin d'étudier le comportement du modèle en faisant varier les entrées.

- Exécution du modèle en mode inverse pour retrouver des entrées en fixant les sorties attendues.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

[1] O.Bouaziz et P. Buessler.Mechanical behaviour of multiphase materials: an intermediate mixture law without fitting parameter. La Revue de Métallurgie- CIT, janvier 2002, p.71-77.

[2] O.Bouaziz et P. Buessler**.** Iso-work increment assumption for heterogeneous material behaviour modelling. Advanced Engineering Materials6, 79 (2004).

[3] F.Montheillet, G. Damamme. Simple flow rules for modeling the behaviour of inhomogeneous viscoplastic materials; Advanced engineering materials 2005,7, N°.9.

[4] A.Darsouni, B. Bouzabata, F. Montheillet, rhéologie des alliages biphasé, Réunion. Group. MECAMAT, p. 36. école centrale de paris, 28-29 mai (1998).

[5] M .Bornert, Th Bretheau, P. Gilormini,Homogénéisation en mécanique des matériaux, Vol.1 and 2, HERMES, SCIENCE, Paris 2001.

[6] B. Thomas, M. Guttmann, Transformations et structures, in : Le Livre de l'Acier, Ch. 6, Lavoisier Tec & Doc, 1994, pp. 93–166

[7] B. Thomas, J.H. Schmitt, Durcissement des aciers, Techniques de l'ingenieur, M4 341, 2002, pp. 1–20

[8] E. Girault, A. Mertens, P. Jacques, Y. Houbaert, B. Verlinden et J. Van Humbeeck. "Comparison of the effects of silicon and aluminium on the tensile behaviour of multiphase TRIP-assisted steels".ScriptaMaterialia 44 (2001) 885-892.

[9] O. Hamart, T. Iung, S. Lanteri, Study of Mechanical Properties and Precipitation in High Strength IF Steels, 40th Mechanical Working and Steel Processing Conference Proc. (Iron and Steel Society/AIME) 36 (1998) 189–194

[10] O.Bouaziz, G.Herman, M. Piette, T. Iung and Ch.Perdrix, "Proc.Thermomechanical Processing of steels Conf., IOM, London, (2000), 342.

[11] A. Lambert, J. Drillet, T. Sturel, A.F. Gourgues, A. Pineau, Microstructure of Martensite-Austenite Constituents in heat affected zones of high strength low alloy steel welds in Relation to toughness Properties, Sci. Technol. Welding Joining 5 (2000) 168–173.

[12] P.kocks,Y. Estrin, H. Mecking, Acta Met. 32 (1984) 57.

[13] R. Rodriguez and I. Gutierrez, Materials Science Forum, 426-432 (2003) 4525.

[14] P. Buessler, O. Bouaziz, T. Iung, Modelling of mechanical properties and local deformation of high strength multiphase steels, ECSC Final Report, 2001.

[15] H. Petitgand, H. Regle, O. Bouaziz, T. Iung, S. Barrois, Modeling of grain growth and mechanical properties of IF steels, in : Proc. ISS Conf. IF Steels 2000, (Pittsburgh, USA), Pub. Iron & Steel Society, 2000, pp. 339–346.

[16] S. Mandal, P.V. Sivaprasad, S. Venugopal and K.P.N. Murthy, Artificial neural network modeling to evaluate and predict the deformation behavior of stainless steel type AISI 304L during hot torsion, Appl. Soft. Comput., 9 (2009) 237–244.

[17] Y. Zhu, W. Zeng, Y. Sun, F. Feng and Y. Zhou, Artificial neural network approach to predict the flow stress in the isothermal compression of as-cast TC21 titanium alloy, Comp. Mater. Sci., 50 (2011) 1785– 1790.

[18] S. Toros, F. Ozturk, Flow curve prediction of Al–Mg alloys under warm forming conditions at various strain rates by ANN, Appl. Soft. Comput., 110 (2011) 1891–1898.

[19] H.Y. Li, D.D. Wei, Y.H. Li and X.F. Wang, Application of artificial neural network and constitutive equations to describe the hot compressive behavior of 28CrMnMoV steel, Mater. Des., 35 (2012) 557–562.

[20] H. Mirzadeh, J.M. Cabrera, J.M. Prado and A. Najafizadeh, Modeling and prediction of hot deformation flow curves, Metall. Mater. Trans. A, 43 (2012) 108–123.

[21] M. Rakhshkhorshid and S.H. Hashemi, Experimental study of hot deformation behavior in API X65 steel, Mater. Sci. Eng. A, 573 (2013) 37–44.

[22] N. Haghdadi, A. Zarei-Hanzaki, A.R. Khalesian and H.R. Abedi, Artificial neural network modeling to predict the hot deformation behavior of an A356 aluminum alloy, Mater. Des., 49 (2013) 386-391.

[23] M. Rakhshkhorshid, Modeling the hot deformation flow curves of API X65 pipeline steel, Int. J. Adv. Manuf. Tech., 77 (2015) 203-210.

[24] M. Rakhshkhorshid and A.R. Maldar, A comparative study on constitutive modelling of hot deformation flow curves in AZ91 magnesium alloy, Iranian journal of materials Forming, 3(1) (2016) 27-37.

[25] M. Rakhshkhorshid, A Robust RBF-ANN Model to Predict the Hot Deformation Flow Curves of API X65 Pipeline Steel, IJMF, Iranian Journal of Materials Forming, Vol. 4, No. 1(2017), 12-20.

[26] S. Rath, P. Talukdar, A. P. Singh. Application of Artificial Neural Network for Flow Stress Modelling of Steel. American Journal of Neural Networks and Applications. Vol. 3, No. 3, (2017), 36-39.

[27] J. Lv, H. Ren and K. Gao. Artificial Neural Network-Based Constitutive Relationship of Inconel 718 Superalloy Construction and Its Application in Accuracy Improvement of Numerical Simulation, Appl. Sci. (2017), 7, 124.

[28] O. Abiriand B.Twala. Constitutive Modelling of INCONEL 718 using Artificial Neural Network, IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 225 (2017) 012054

[29] D. Philip Wasserman, Neural Computing Theory and Practice, Van Nostrand Reinhold, New York, (1989).

[30] K.P. Rao, Y.K.D.V. Prasad, Neural network approach to flow stress evaluation in hot deformation, Journal of Materials Processing Technology 53 (1995) 552–566