



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DE BATNA

MEMOIRE

Présenté devant

La Faculté des Sciences

Département de Physique

Pour l'obtention du Diplôme de

Magister en Physique

Option :

PHYSIQUE DES MATERIAUX METALLIQUES

ET SEMI-CONDUCTEURS

Par :

Yassine TAMRABET

Thème

Contribution aux tracés des Diagrammes de phases des systèmes Binaires par utilisation de la logique floue et du traitement d'image

Soutenu le 05 / 12 /2010, devant le jury :

Aissa BELGACEM BOUZIDA

Pr. U. Batna Président

Fouzia ADJADJ BOUHARKAT

Pr. U. Batna Rapporteur

El Djemaï BELBACHA

Pr. U. Batna Examineur

Hakim BAAZIZ

MCA U. M'Sila Examineur



UNIVERSITE
DE BATNA



REMERCIEMENT

Je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir donnée courage, patience et force durant toutes ces années d'étude.

Je suis très heureux de témoigner de ma profonde estime à mon encadreur Mme Fouzia BOUHARKAT, Professeur à l'Université de Batna, je lui suis très reconnaissant de m'avoir fait bénéficier de ses compétences scientifiques et d'avoir proposé et dirigé ce travail. Je tiens à lui exprimer mon grand respect et mon admiration pour sa personnalité et sa générosité et je la remercie de m'avoir orienté pour la réalisation de ce travail et d'avoir énormément contribué à ma formation dans ce domaine.

Je remercie vivement Monsieur Aïssa BELGACEM BOUZIDA, Professeur à l'Université de Batna, qui m'a fait l'honneur de présider mon jury de Mémoire et juger mon travail ainsi que pour sa contribution à ma formation.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur El-Djemaï BELBACHA, Professeur à l'Université de Batna, d'avoir consacré une partie de son temps pour l'examen de ce travail, pour sa contribution à ma formation et son soutien.

Je tiens à témoigner ma grande reconnaissance à Monsieur, Hakim BAAZIZ Maître de Conférences à l'Université de M'Sila, pour avoir accepté de participer à ce jury, malgré ses nombreuses obligations, et pour son aide précieuse et sa grande générosité.

Mes remerciements vont aussi à mon collègue de poste de graduation. Plus particulièrement, Toufik Bentrchia, pour leurs inestimables contributions dans la réalisation de ce travail.

Je ne saurais, enfin, oublier de remercier tous mes enseignants et collègues et tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.

| | |
|---|-----------|
| I.4. RELATION ENTRE LES COURBES D'ENTHALPIES LIBRES ET LES DIAGRAMMES D'EQUILIBRES DE PHASES | 19 |
| I.4.1. Alliages présentant une miscibilité totale | 19 |
| I.4.2. Alliages présentant une miscibilité partielle | 21 |
| I.4.2.1. Diagrammes présentant un eutectique | 22 |
| I.4.2.2. Diagrammes présentant un péritectique | 22 |
| I.4.3. Diagrammes présentant une phase intermédiaire | 23 |
| I.4.4. Lacune de miscibilité | 24 |
| I.5. CONCLUSION | 24 |

Chapitre II

Généralités sur la logique floue

| | |
|--|-----------|
| II.1. INTRODUCTION | 25 |
| II.2. HISTORIQUE | 25 |
| II.3. DEFINITION DE LA LOGIQUE FLOUE | 26 |
| II.4. FONDEMENTS THEORIQUES DES ENSEMBLES FLOUS | 27 |
| II.4.1. Univers du discours | 28 |
| II.4.1.1. Variables linguistiques | 28 |
| II.4.2. Fonction d'appartenance | 29 |
| II.4.3. Propriétés des ensembles flous | 30 |
| II.4.4. Operateurs de logique floue | 32 |
| II.4.4.1. Opérateur NON | 32 |
| II.4.4.2. Opérateur ET | 33 |
| II.4.4.3. Opérateur OU | 34 |
| II.4.4.4. Autres operateurs de la logique floue | 34 |
| II.4.4.4.1. Opérateurs ET et OU, réalisé par opérateurs arithmétiques | 34 |
| II.4.4.4.2. Opérateurs ET flou et OU flou | 35 |
| II.4.4.4.3. Opérateurs min -max et opérateur β | 37 |
| II.4.4.4.4. T- normes, S- normes | 38 |
| II.4.5. Propriétés des opérations sur les ensembles flous | 39 |
| II.5. PRISE DE DECISION PAR APPROCHE FLOU | 41 |
| II.5.1. Proposition floue générale | 41 |

| | |
|---|-----------|
| II.5.2. Implication floue..... | 42 |
| II.5.3. Règles linguistiques (floues)..... | 43 |
| II.5.3.1. Opérateurs linguistiques..... | 44 |
| II.5.3.2. Degré de vérité (poids)..... | 45 |
| II.5.4. Inférence..... | 45 |
| II.5.4.1. Types d'inférence..... | 46 |
| II.5.5. Combinaison des règles..... | 49 |
| II.5.5.1. Méthode du centre de gravité..... | 50 |
| II.5.5.2. Méthode de moyenne de maximum..... | 50 |
| II.6. Conclusion..... | 50 |

Chapitre III

Concepts de base sur traitement d'image

| | |
|---|-----------|
| III.1. INTRODUCTION | 51 |
| III.2. DEFINITION DE L'IMAGE | 51 |
| III.3. IMAGE ANALOGIQUE | 52 |
| III.4. IMAGE NUMERIQUE | 53 |
| III.5. CARACTERISTIQUES DE L'IMAGE NUMERIQUE | 53 |
| III.5.1. Pixel | 53 |
| III.5.2. Dimension | 54 |
| III.5.3. Taille d'une image | 54 |
| III.5.4. Résolution | 55 |
| III.5.5. Histogramme | 55 |
| III.5.6. Luminance..... | 55 |
| III.5.7. Contraste | 55 |
| III.6. IMAGES A NIVEAU DE GRIS | 56 |
| III.7. IMAGES EN COULEURS | 57 |
| III.7.1. Représentations de la couleur..... | 57 |
| III.7.1.1. Codage RGB | 58 |

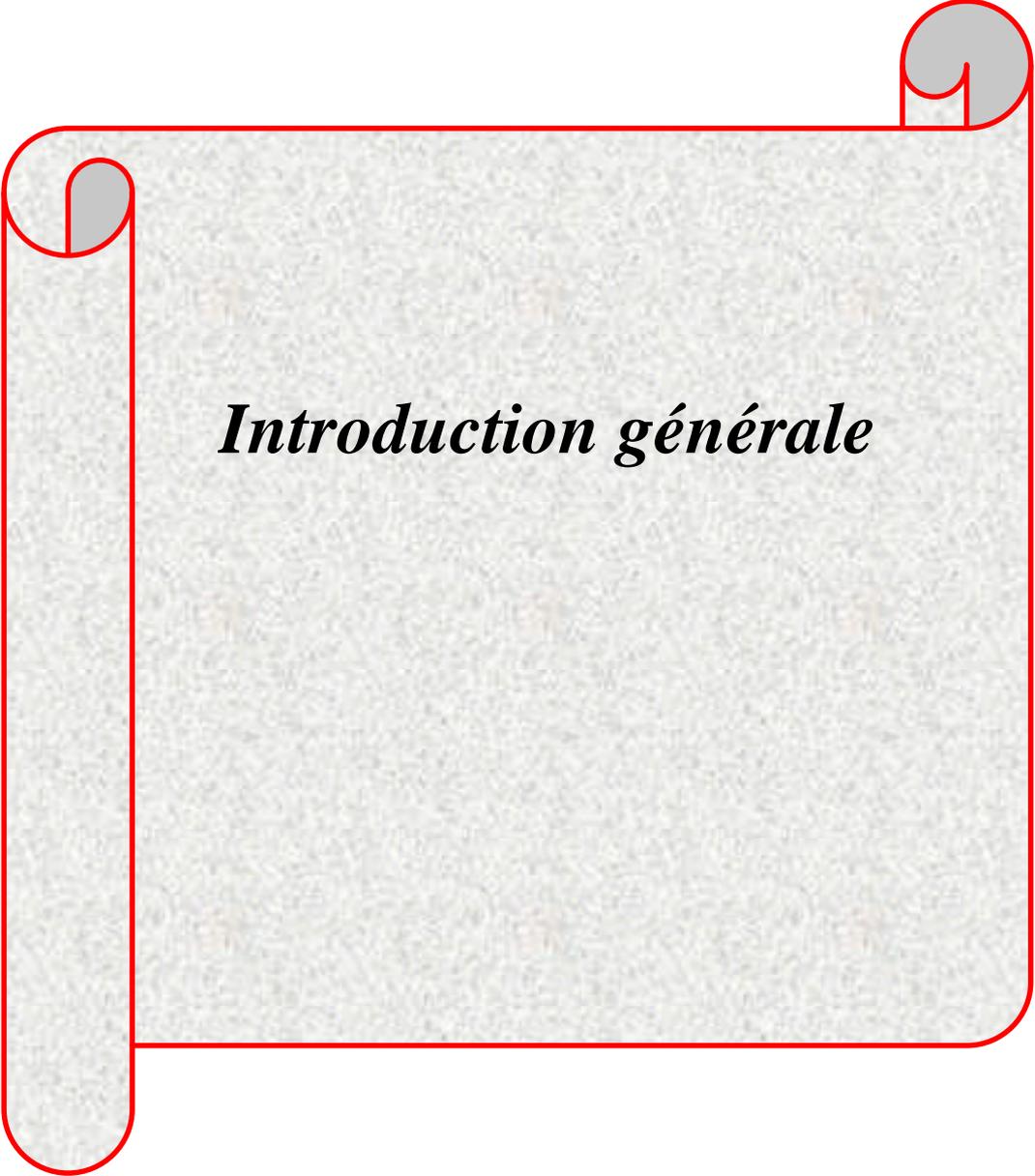
| | |
|--|-----------|
| III.8. PRINCIPAUX FORMATS DE FICHIER..... | 58 |
| III.9. RESEAUX DE NEURONES | 59 |
| III.9.1. Modélisation | 59 |
| III.9.2. Neurone formel..... | 59 |
| III.9.3. Fonction d'activation :..... | 60 |
| III.9.4. Types de réseaux de neurones..... | 61 |
| III.9.5. Réseaux de neurones GRNN..... | 61 |
| III.9.6. Apprentissage | 62 |
| III.9.6.1. Définition | 62 |
| III.9.6.2. Protocoles d'apprentissages | 62 |
| III.9.6.3. Type d'apprentissage | 63 |
| III.9.6.3.2. Apprentissage supervisé | 63 |
| III.9.6.3.1. Apprentissage non supervisé | 65 |
| III.9.6.3.3. Apprentissage semi-supervisé | 65 |
| III.9.6.2. Règles d'apprentissage | 65 |
| III.10. CONCLUSION..... | 67 |

Chapitre IV

Simulations et résultats

| | |
|---|-----------|
| IV.1. INTRODUCTION..... | 68 |
| IV.2. APPROCHES PROPOSEES..... | 68 |
| IV.2.1. Approche logique floue..... | 68 |
| IV.2.1.1. Définition des paramètres du modèle | 69 |
| IV.2.1.2. Fuzzification des variables..... | 69 |
| IV.2.1.3. Élaboration des règles floues de décision..... | 70 |

| | |
|---|-----------|
| IV.2.1.4. Schéma de déduction et defuzzification..... | 70 |
| IV.2.1.5. Tests et validation du modèle..... | 72 |
| IV.3. APPLICATION DE L'APPROCHE TRAITEMENT D'IMAGE POUR LES DIAGRAMMES DE PHASE BINAIRES..... | 72 |
| IV.3.1. Description des étapes de l'approche..... | 73 |
| IV.3.2. Phase d'acquisition..... | 73 |
| IV.3.3. Phase de binairisation..... | 74 |
| IV.3.4. Phase d'affinage..... | 75 |
| IV.3.5. Phase de filtrage..... | 75 |
| IV.3.6. Phase de traitement et d'analyse..... | 75 |
| IV.4. RESULTATS ET INTERPRETATIONS..... | 75 |
| IV.5. CONCLUSION..... | 85 |
| CONCLUSION GENERALE..... | 86 |
| REFERENCES BIBIOGRAPHES..... | 88 |



Introduction générale

Dans le domaine de la physique des solides, l'utilisation des diagrammes de phases est une nécessité. Ces diagrammes sont obtenus à travers les courbes d'analyse thermique, ce qui rend leur manipulation une tâche délicate.

La plupart des matériaux utilisés en technologie sont des alliages constitués d'atomes ou de molécules de natures différentes. Pour ces systèmes deux éventualités peuvent se produire:

- Les constituants du système sont solubles en toutes proportions, il existe une seule phase homogène.
- Les constituants ne sont que partiellement miscibles, le système se compose de plusieurs phases de composition et de structure différentes.

L'étude des transformations des phases dans les métaux purs et les alliages est basée sur la connaissance des diagrammes d'équilibre entre phases. Un diagramme d'équilibre entre phases de façon concrète est le nombre et la nature des phases qui peuvent être observées en fonction des variables: pression, température et composition. Il renseigne également sur la stœchiométrie des phases et précise leurs domaines d'existence stable et métastable.

La modélisation numérique des diagrammes de phases est devenue très répandue surtout avec le développement de modèles thermodynamiques et de logiciels de calcul.

Notre travail contribuera pour le premier fois à l'approche du calcul flou des diagrammes de phases.

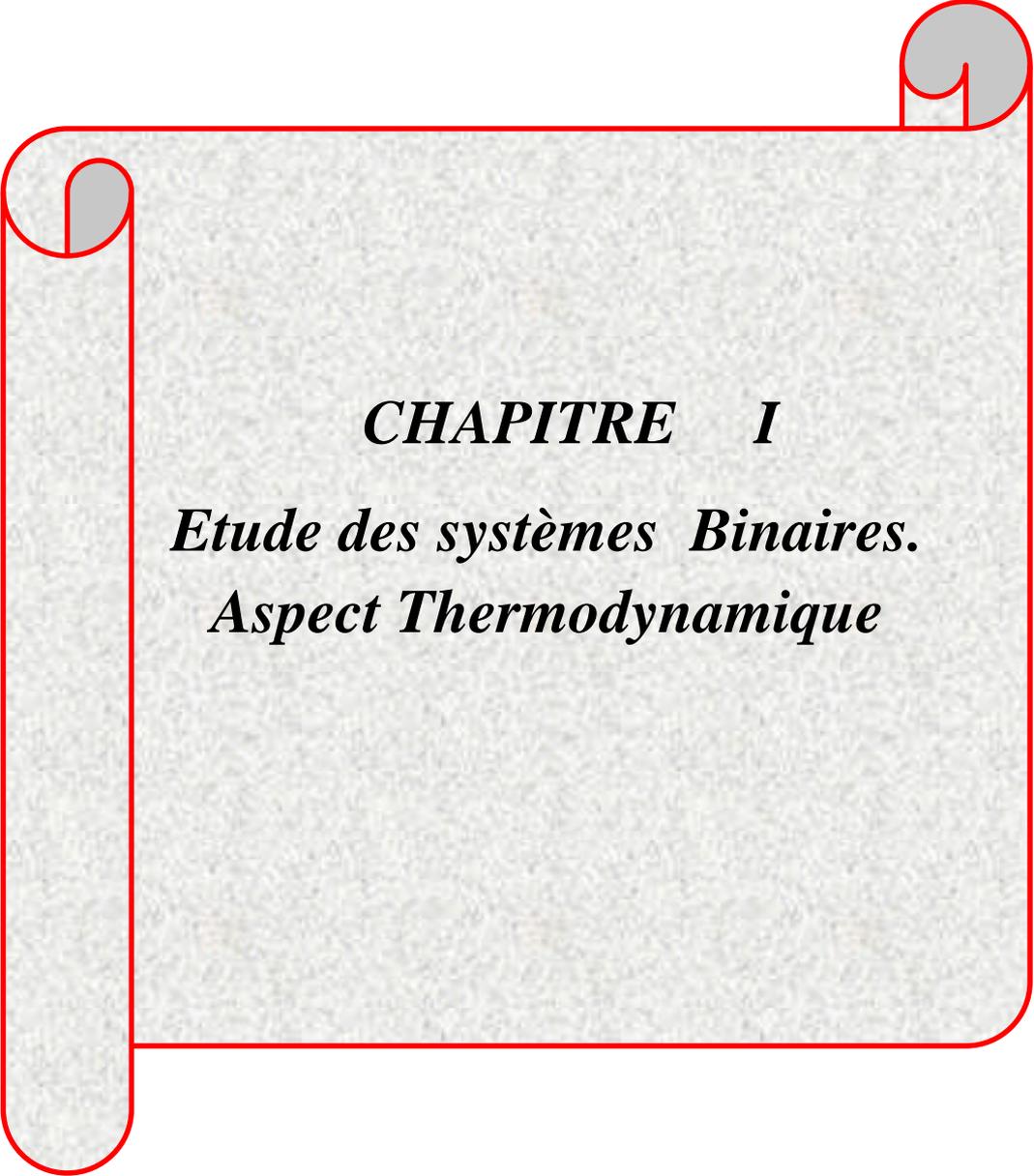
Dans le premier chapitre, nous avons présenté les diagrammes d'équilibre entre phases des systèmes binaires, en abordant leur mode d'illustration et de construction ainsi que les transformations qui permettent d'avoir des changements de phases. Les courbes d'enthalpie des systèmes binaires relatifs aux différentes particularités des diagrammes de phases de ces systèmes y sont également exposées.

La logique floue fait l'objectif du deuxième chapitre, en commençant par des généralités sur les bases de la logique floue et en terminant par l'explication de la méthodologie à suivre dans un raisonnement flou.

Nous présenterons, dans le troisième chapitre les concepts attachés aux domaines des images. ainsi que le formalisme de réseau de neurone artificiels.

Introduction générale

Notre objectif est défini dans le quatrième chapitre avec la conception et le développement de deux outils de modélisation et d'analyse assistés par ordinateur dédiés aux diagrammes de phase binaires. Le premier outil est basé sur la logique floue, tandis que le deuxième est basé sur l'approche traitement d'image, et on terminera par une conclusion où contributions majeures sont mises en exergue ainsi que les axes futurs de recherches qui peuvent améliorer la qualité de ce travail à travers une étude plus approfondie.



CHAPITRE I

***Etude des systèmes Binaires.
Aspect Thermodynamique***

1.1 . Introduction

Les diagrammes de phase sont obtenus expérimentalement à partir des accidents thermiques relevés sur les courbes d'analyse thermique simple, différentielle, calorimétrique ...etc.

D'autres méthodes complémentaires sont par fois indispensables pour mettre en évidence certains types de changements de phases, ce qui montre que l'établissement d'un diagramme de phase est souvent une tâche difficile et compliquée à mettre en œuvre.

Dans ce chapitre, nous aborderons brièvement la représentation géométrique des systèmes binaires et une approche thermodynamique.

1.2. Notions sur les diagrammes de phase

Un diagramme de phase est une expression utilisée en thermodynamique; elle indique une représentation graphique, généralement à deux ou trois dimensions, représentant les domaines de l'état physique (ou phase) d'un système (corps pur ou mélange de corps purs), en fonction de variables, choisies pour faciliter la compréhension des phénomènes étudiés. Les diagrammes les plus simples concernent un corps pur avec pour variables la température et la pression ; les autres variables souvent utilisées sont l'enthalpie, l'entropie, le volume massique, ainsi que la concentration en masse ou en volume d'un des corps purs constituant un mélange. Lorsque le système étudié est un mélange de n corps purs, son état physique est défini par les $(n-1)$ proportions indépendantes de ses composants, ainsi que par la température et la pression. Ainsi, un diagramme à deux variables ne peut donc être établi qu'en fixant $(n-1)$ variables du système. C'est un diagramme à l'équilibre qui ne permet pas de décrire un système dans un état métastable comme, par exemple, de l'eau liquide à une température inférieure à $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ à la pression atmosphérique normale (surfusion) [1].

1.2.1. Alliage

La notion d'alliage était initialement réservée aux métaux. De manière classique un alliage est un matériau à caractère métallique combinant un ou plusieurs métaux et éventuellement des éléments à caractère non métallique [1]. Cette notion qui actuellement en Pleine évolution est progressivement étendue aux autres matériaux (céramiques, polymères), et on définit maintenant un alliage comme une combinaison d'atomes, d'ions ou de molécules pour former un matériau dont les propriétés diffèrent de celles des constituants de base.

1.2.2. phase

1.2.2.1. Définition de Gibbs

Dans son traité « Equilibrium of Heterogeneous Substances » [2] il définit un concept très important auquel il attribue le nom de phase. Voici, littéralement traduite, la définition originale de Gibbs :

« Considérons différent corps homogènes qui peuvent être formés d'un nombre quelconque de substances composantes, il sera utile de disposer d'un terme qui se référera uniquement à la composition et à l'état thermodynamique de chacun de ces corps, sans considération, ni de leur quantité, ni de leur forme. Nous appellerons de tels corps, qui se distinguent par leur composition et leur état, les différentes phases de la matière considérée, regardant tous les corps qui ne diffèrent que par leur quantité et leur forme comme des représentants de la même phase unique. Des phases qui peuvent exister les une avec les autres, les surfaces de séparation étant planes, dans un équilibre qui ne dépend pas de résistances passives aux échanges, seront appelées coexistantes » [3].

1.2.2.2. Idées actuelles attachées au concept de phases

Trois Critères doivent être pris en compte pour définir et identifier une phase à l'intérieur d'un système :

- ***Homogénéité de la composition*** : Pour mesurer la concentration locale d'une phase, il faut procéder à l'analyse chimique d'un certain prélèvement volumique de la substance [1]. Il est certain qu'il faut préciser la valeur de ce volume de prélèvement si la définition d'homogénéité doit avoir un sens. En effet un volume de l'ordre de quelques angströms au cube isolerait l'atome, ce qui est une entité trop petite pour apprécier l'homogénéité d'un mélange. Un volume important permettrait, au contraire, des erreurs d'interprétation dans le cas de phases dispersées liées entre elles. On peut, donc, penser que le micron cube est une échelle intéressante de prélèvement. Pour les phases solides, il existe précisément un instrument d'analyse chimique qui analyse les divers substances à l'intérieur du $(\mu\text{m})^3$, c'est la microsonde de Castaing.

D'autre part, la thermodynamique phénoménologique est toujours globalisante par rapport à la réalité du matériau. Il existe dans le volume même d'une phase réputée homogène, des fluctuations locales de concentrations liées à la diffusion de la matière. Ces fluctuations

peuvent être aléatoire ou bien s'organiser en ondulations de longueur d'onde définie, par exemple, dans le mécanisme de décomposition spinodale. En général, on ne doit pas considérer une fluctuation locale de concentration comme un changement de phases. De la même façon un grain fraîchement cristallisé à partir d'un liquide complexe présente toujours une hétérogénéité de composition entre le cœur et la surface de ses dendrites. On ne doit pas pour autant le considérer comme système polyphasé, mais comme une seule phase n'ayant pas encore totalement atteint son état d'équilibre.

- **Structure d'une phase** : Le critère d'analyse n'est pas suffisant pour s'assurer de l'unicité d'une phase dans un volume donné de matière, même très petit. Or une même phase ne peut posséder qu'une organisation structurale [1]. On peut donc relier la notion de phase à celle de structure cristalline. La matière peut avoir une structure de type amorphe ou cristallisé. On doit considérer comme un changement de phase tout passage amorphe → cristal ou tout changement de groupe de symétrie cristalline.

- **Aspect densité ou masse volumique d'une phase** : A l'intérieur d'une même phase, on ne doit pas non plus observer une discontinuité de densité local.

Ce critère de densité pourrait être rattaché à la notion d'homogénéité de concentration locale si on utilisait comme paramètres de mesure les concentrations volumiques à la place des fractions molaires ou massiques.

A l'intérieur d'une même phase la masse volumique ρ ne doit subir aucune discontinuité. Les fluctuations de matière par diffusion et les fluctuations locales de volume interdisent de poser de façon absolue $\rho = \text{constante}$. Mais en pratique, on se rapproche de cette condition lorsque la phase est dans son état d'équilibre [3].

1.2. Diagrammes d'équilibre entre phases binaires

1.2.1. Mode de représentation [4-32]

Pour une pression constante, l'ensemble des équilibres entre les différentes phases existantes dans un système binaire peut être représenté dans un plan température composition, où la température est portée sur l'axe des ordonnées et la composition est portée sur l'axe des abscisses (figure I.1).

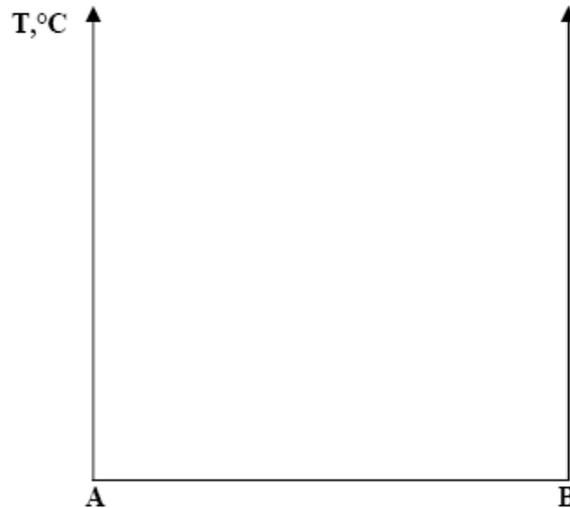


Figure I.1: Plan de représentation d'un diagramme de phases binaire

Ce type de représentation est employé pour les métaux, puisque les variations de pression sont très faibles au cours des changements de phases. Le tracé des diagrammes doit obéir à certaines règles topologiques imposées par la thermodynamique. Ces règles simples sont fort importantes et permettent, en particulier, de dessiner correctement un diagramme à partir des points expérimentaux :

1. Un diagramme biphasé (diphassé) est adjacent à deux domaines monophasés.
2. Deux domaines monophasés ou deux domaines diphassés peuvent pas être contigus, sauf si la ligne de séparation est horizontale (équilibre invariant entre trois phases) ou verticale (en fait une ligne double : le domaine de stabilité d'une phase peut être si étroit que le dessin confond ses deux limites de stabilité, cas des composés stœchiométriques).
3. Les domaines monophasés et diphassés sont séparés par des lignes continues ou par des points singuliers.
4. Tangente en un point multiple (changement de pente des limites de phase à une température de transition des courbes doivent pénétrer les domaines diphassés) (figure. I.2).

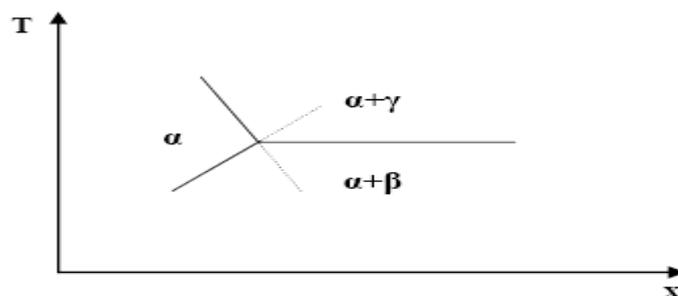


Figure I.2: Disposition des courbes au palier d'invariance

1.2.2. Diagrammes d'équilibre binaires

Les variables intensives qui définissent un système à deux constituants A et B sont, si la pression est fixée une fois pour toute, la température T et les concentrations X_A^i ou X_B^i dans chacune des phases (i).

1.2.2.1. Condition d'équilibre

Un système est en équilibre lorsque son énergie interne est minimale. Si ce système est à température et pression constante, son état d'équilibre est caractérisé par une enthalpie libre minimale [33]. Donc l'état d'équilibre d'un système isobare et isotherme est défini par l'équation :

$$dG_{T,P} = 0 \quad (I.1)$$

Soit :

$$\sum_{i=1}^m \mu_i dN_i = 0 \quad (I.2)$$

Pour un système à deux constituants A-B avec deux phases α et β on trouve qu'à l'équilibre les potentiels chimiques de chaque constituant sont égaux dans toutes les phases en présence.

1.2.2.2. Degrés de liberté d'un système binaire

La règle des phases nous donne la variance d'un tel système :

$$V = C + 1 - \varphi = 3 - \varphi \text{ puisque } C = 2.$$

a) Si le système n'est formé que d'une phase, $V = 2$: ce système a deux degrés de liberté.

Autrement dit, la température T et la concentration X_A peuvent varier indépendamment.

Dans le diagramme d'équilibre, les points représentatifs de cette phase recouvrent une aire, correspondant au domaine d'existence de cette phase.

b) Si le système est formé de deux phases, $V = 1$: ce système a un degré de liberté. Or il est décrit par trois variables (la température, la concentration X_B^1 de B dans la première phase et la concentration X_B^2 de B dans la deuxième phase) ; on a donc deux relations entre es trois variables. Dans le diagramme d'équilibre, les points représentatifs d'un système binaire biphasé

s'alignent donc sur deux courbes conjuguées. Ces courbes limitent le domaine d'existence du système biphasé

c) Si le système est triphasé (par exemple une phase liquide et deux phases solides de structure cristalline différente), la variance est nulle : un tel système ne peut exister que pour une valeur particulière des variables intensives qui le décrivent :

$$T = T_0, \quad X_B^1 = x_0, \quad X_B^2 = X_0, \quad X_B^3 = X_0 \quad (I.3)$$

d) Dans un système binaire, il ne peut exister simultanément plus de trois phases en équilibre.

1.2.2.3. Différentes formes de diagrammes d'équilibre binaires

Un diagramme binaire formé par deux métaux *A* et *B* sera d'autant plus simple, à l'état liquide et à l'état solide, que ces deux éléments auront des propriétés physiques et chimiques voisines : même rayon atomique, même paramètre cristallin, même structure cristallographique et identité de propriétés électrochimiques associées à leur position dans la classification périodique. Lorsque toutes ces conditions sont réalisées, on obtient un diagramme à solubilité mutuelle complète.

A mesure que l'élément d'addition *B* présente des propriétés qui s'écartent de celles du métal *A*, le diagramme binaire se complique progressivement :

- Diminution de l'étendue des solutions solides homogènes.
- Apparition de réactions nulles entre les phases solides et le liquide : eutectique, péritectique.
- Formation de composé définis ou de solutions solides secondaires qui tendent à prendre les propriétés des éléments de base *A* et *B*, et qui ne leur sont plus isomorphe.

Parmi les principaux types de diagrammes binaires typiques en métallurgie citons :

- Les diagrammes à solubilité mutuelle complète.
- Les diagrammes à solubilité limitée et caractérisés par une réaction eutectique ou péritectique.
- Les diagrammes avec composés définis et solutions solides secondaires.
- Les diagrammes avec démixtion à l'état liquide.

1.2.2.3.1. Diagrammes présentant une miscibilité totale

Il est plus rare que deux métaux soient solubles en toute proportion à l'état solide car l'introduction d'un atome étranger dans le réseau d'un métal apporte des perturbations.

Les couples des métaux solubles en toute proportion se trouvent parmi les éléments de diamètres atomiques voisins et de même valence.

Dans ce type d'alliage le métal pur se solidifie à une température déterminée, caractéristique de ce métal. Un alliage au contraire possède un intervalle de solidification dont la grandeur dépend de sa composition. A une température T comprise dans cet intervalle, il y a donc deux phases en présence dans l'alliage, une solution liquide et une solution solide. L'expérience montre que ces deux phases ont des compositions chimiques très différentes. Dans le plan (T, x) les points représentatifs de ces deux phases décrivent donc deux courbes L et S qu'on appelle liquidus et solidus (Figure I.3).

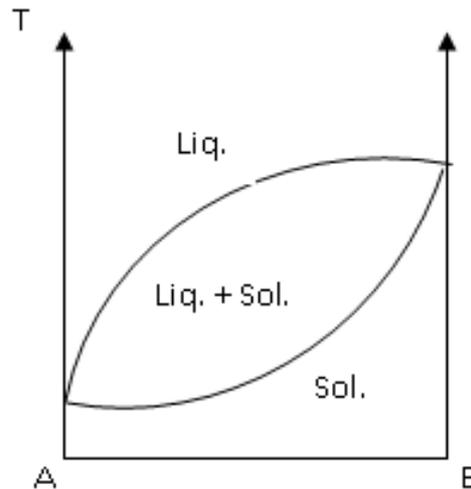


Figure I.3: Diagramme de phase binaire présentant une miscibilité totale.

1.2.2.3.2. Diagrammes présentant des courbes avec un minimum ou un maximum

Au point A_Z , le solide et le liquide ont la même composition et le système a un point de fusion net comme un corps pur sans qu'on soit en présence d'un composé défini. Le point A_Z s'appelle azéotrope.

Le point A_Z peut être un maximum (figure 4. a) ou un minimum (figure 4.b).

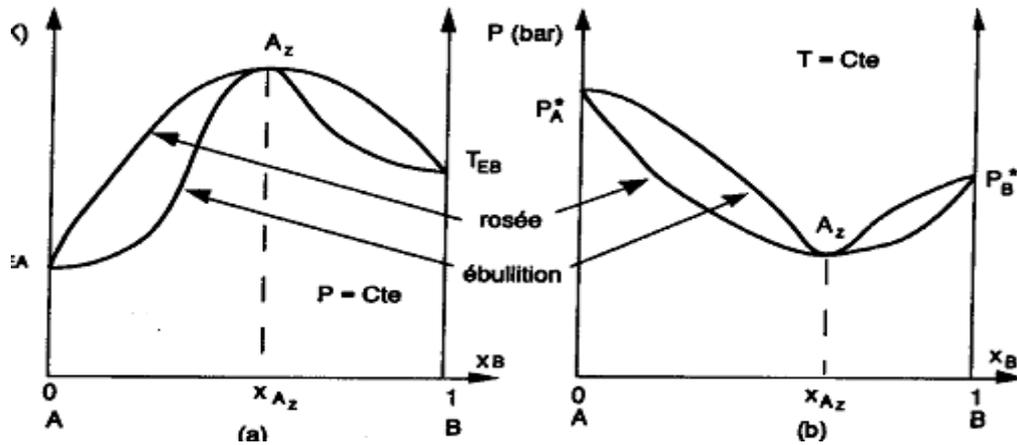


Figure I.4. a: Diagramme avec maximum

Figure 4.b: Diagramme avec minimum

1.2.2.3.3. Diagrammes présentant un palier eutectique

La réaction eutectique correspond elle aussi à un système invariant. Dans le diagramme péritectique, le liquidus s'élève du point de fusion de l'un des deux constituants et présente une discontinuité à la température péritectique. Par contre dans un diagramme eutectique, le palier eutectique est au-dessous des températures de fusion des deux éléments purs.

Il n'est pas possible cependant de prévoir l'influence d'un soluté sur la température de solidification d'un solvant. Dans bien des cas la présence d'un élément dans un métal abaisse la température de solidification même si cet élément est plus réfractaire que le métal de base. Donc aux deux extrémités du diagramme, on retrouve deux fuseaux analogue aux précédents, mais ici les deux liquidus se rencontrent en un point E dont la température est inférieure aux points de fusion des deux éléments purs (Figure I.5)

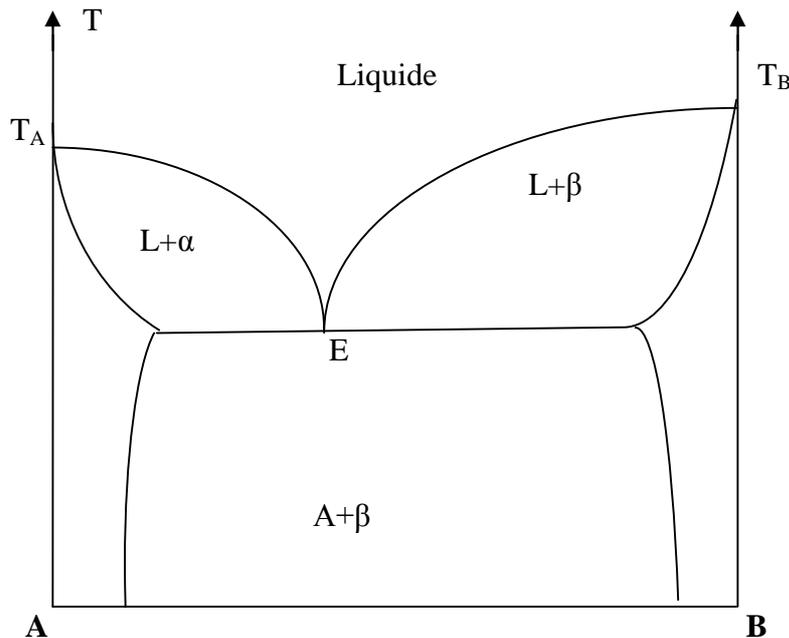


Figure I.5: Diagramme de phases binaire eutectique

1.2.2.3.4. Diagrammes présentant un palier péritectique

Ce type de diagramme présente une réaction invariante ($c=2$, $\varphi =3$, $V=0$), l'équilibre de trois phases dans un système binaire n'étant possible qu'à une température T_p , les points figuratifs de chacune de ces phases doivent être sur une même droite horizontale (température constante) que l'on appelle le palier péritectique.

Dans le plan (T, x) du diagramme de phases il existe deux courbes conjuguées (Figure. I.6) qui délimitent les domaines à une phase (α ou β) et un domaine de deux phases. Tout alliage, dont le point figuratifs tombe à l'intérieur de ce domaine, est un mélange de cristaux α et cristaux β . Ces deux sortes de cristaux étant faciles à distinguer au microscope. A chacune des solutions solides α et β correspond une branche de liquidus et une branche de solidus. Les deux branches de liquidus se coupent en un point P . A cette température trois phases sont en équilibre, une solution liquide représentée par le point P et deux solutions solides représentées par les points S_1 et S_2 [32]

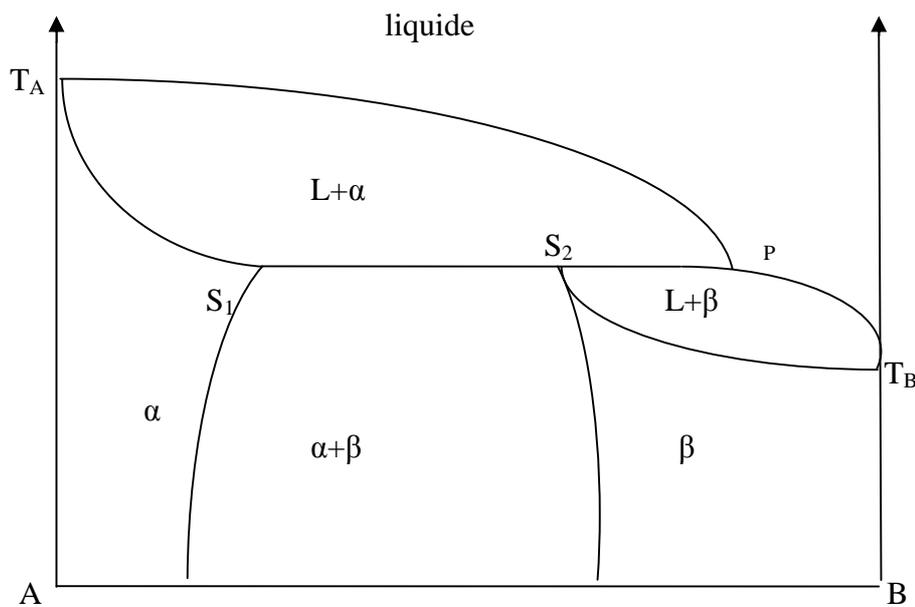


Figure I.6: Diagramme de phases binaire péritectique

1.2.2.3.5. Diagrammes présentant des phases intermédiaires

Les alliages binaires de deux métaux A et B peuvent contenir suivant leur composition, non seulement une solution solide riche en A ou une solution solide riche en B , mais encore une phase intermédiaire dont le domaine n'aboutit pas à une verticale extrême du diagramme. Lorsqu'on allie deux métaux on peut obtenir des phases intermédiaires qui ont des domaines d'existence assez larges.

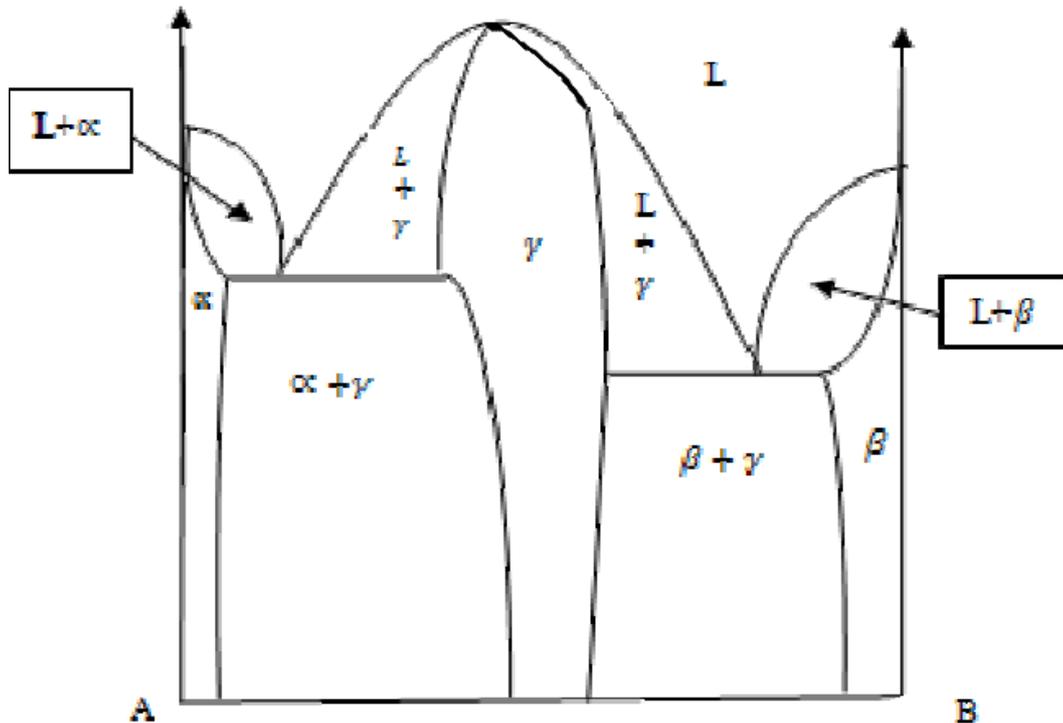


Figure I.7: Diagramme de phases présentant une phase intermédiaire

I.2.2.3.6. Diagrammes présentant une lacune de solubilité à l'état liquide

Nous avons supposé jusqu'à présent que les deux métaux à l'état liquide étaient solubles en toute proportion. Or, il existe des mélanges qui se séparent en deux liquides dans certaines limites de concentrations et de températures. Le plus souvent, chaque métal peut dissoudre une certaine quantité de l'autre de sorte que les deux couches sont des solutions diluées de A dans B et de B dans A. l'insolubilité totale est d'ailleurs théoriquement impossible, mais dans certain cas, rares d'ailleurs on s'en rapproche beaucoup.

L'équilibre de deux phases liquides est régi, comme celui de deux phases solides, par deux courbes conjuguées. La solubilité réciproque augmente avec la température et l'on admet que pour une température critique, les deux liquides ont la même composition. La figure I.8 présente un exemple des diagrammes binaires présentant une miscibilité partielle à l'état liquide.

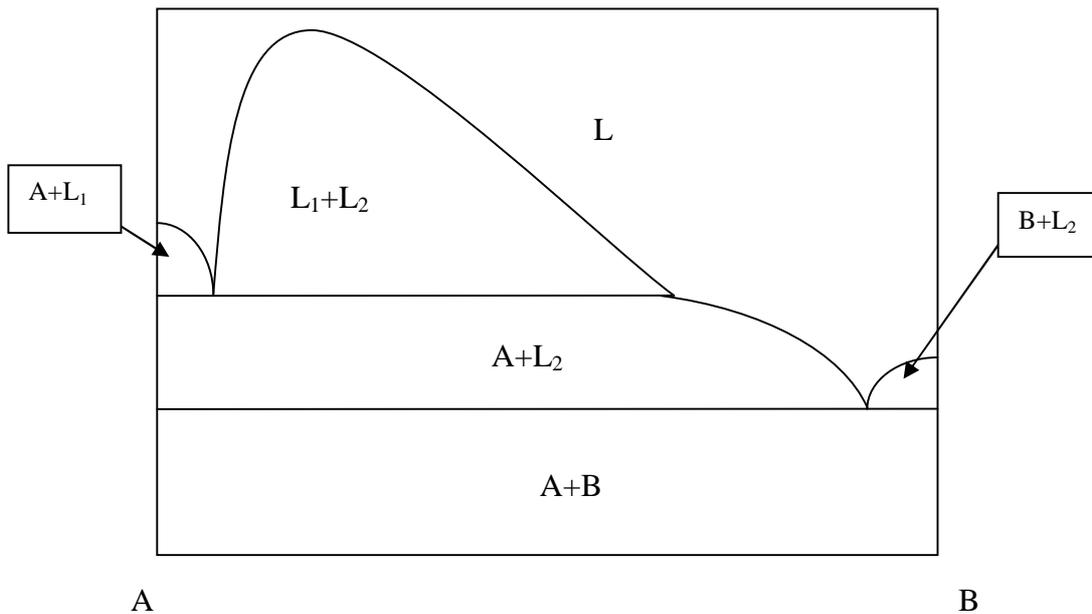


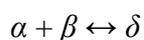
Figure I.8: Diagramme binaire avec une démixtion liquide- liquide

1.2.3. Etude des invariants binaires

La plupart des systèmes binaires forment à l'état solide deux solutions solides α (riche en A) et β (riche en B), les deux domaines monophasés α et β sont nécessairement limités. Certaines réactions de phases se forment à température constante (réactions isothermes) pour lesquelles un équilibre entre trois phases est réalisé, cette température correspond sur le diagramme de phases à un palier d'invariance ($\varphi = 3$, $V = 0$). On distingue deux types de réactions :

a) Réaction eutectique

Le diagramme d'équilibre qui conduit à une réaction invariante ($C=2$, $\varphi=3$, $V=0$), présente un point particulier noté E et appelé point eutectique. L'équilibre de trois phases dans un système binaire n'étant possible qu'à une Température T_0 , les points figuratifs de chacune de ces phases doivent être sur une même droite horizontale ($T = T_0$) que l'on appelle le palier eutectique. La réaction eutectique s'écrit dans le sens du chauffage :



b) Réaction péritectique

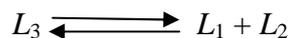
La réaction péritectique correspond elle aussi à un système invariant ($V = 0$), dû à la pression simultanée de trois phases α, β, δ . Le palier péritectique, horizontal se caractérise par un point singulier P , équivalent au point E , dans la réaction eutectique, mais dont la position sur le palier est différent par rapport aux autres points représentant les phases α et β . La réaction péritectique s'écrit : $\alpha \leftrightarrow \beta + \delta$

1.2.3.1. Invariants de type eutectique

Suivant la nature des phases α, β, δ , on a les différents cas possibles suivant, notons que les réactions sont décrits dans le sens de chauffage

a) Trois phases liquides

La réaction qui a lieu quand deux liquides réagissent on donnant naissance à une nouvelle phase liquide, cette réaction est schématisée comme suit :

**b) Deux phases solides et une phase liquide**

Quand les phases α et β sont des phases solides (S_1 et S_2) et δ est une phase liquide.

On a deux cas possibles :

a) Quand les deux phases solide S_1 et S_2 réagissent au chauffage et donnant une phase liquide L , la réaction est appelée réaction eutectique et le schéma qui caractérise cette réaction est le suivant : $L \rightleftharpoons S_1 + S_2$

b) Si maintenant la phase solide réagit avec une phase liquide on donnant naissance à une nouvelle phase solide S_2 , la relation dans ce cas est dite : métatectique qui est caractérisée par le schéma suivant : $S_2 \rightleftharpoons S_1 + L$

c) Trois phases solides

Quand les trois phases sont des phases solides S_1, S_2 et S_3 , c'est la réaction eutectoïde, décrit par le schéma suivant : $S_3 \rightleftharpoons S_1 + S_2$

d) Deux phases liquides et un solide

Si deux phases sont liquides et une phase solide, la réaction invariante dans ce cas aura lieu entre une phase liquide et une phase solide pour former une nouvelle phase liquide. Cette réaction est appelée la réaction monotectique ou on observe un gap de miscibilité à l'état liquide. Le schéma caractéristique d'une telle réaction est: $L_1 \rightleftharpoons S + L_2$

1.2.3.2. Invariants de type péritectique

Ce type de réactions comme le précédent, se décrit de la même façon :

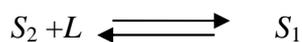
a) Trois phases liquides

Un liquide L_2 se décompose au chauffage on donnant naissance à deux nouveaux liquides L_1 et L_3 , le schéma de cette réaction est le suivant :

**b) Deux phases solide et un liquide**

Dans ce cas, on a deux possibilités :

a) Ce solide S_1 se décompose on donnant naissance à une nouvelle phase solide S_2 et un liquide L , cette réaction est appelée la réaction péritectique et son schéma est le suivant :



b) Les deux solides S_1 et S_2 interagissent entre eux pour former une phase liquide, on a le schéma suivant : $S_1 + S_2 \rightleftharpoons L$

c) Trois phases solides

Si les trois phases sont des phases solides S_1 , S_2 et S_3 , la réaction qui aura lieu dans ce cas est appelée réaction péritectoïde, dont le schéma est le suivant :

**d) Deux phases liquides et un solide**

Si on a deux liquides et une phase solide, cette réaction est appelée la réaction synectique, avec le schéma caractéristique suivant : $L_1 + L_2 \rightleftharpoons S$

I.3. Analyse thermodynamique pour un alliage binaire A-B

On considère un système binaire A-B présentant deux phases α et β pour les quelle sont représentées les courbes de variation d'enthalpie libre G_α et G_β à une certaine température (figure I.9). Pour des concentrations inférieures à x_0 , on pouvait penser que la phase α est toujours la phase β qui est la plus stable au-delà.

En fait, au voisinage de la concentration x_0 , il existe un système plus stable (énergie libre plus faible que G_α et G_β), pour des concentrations en élément B comprise entre $x_{e\alpha}$, $x_{e\beta}$, le système le plus stable est formé d'un mélange des deux phases α et β de compositions respectives $x_{e\alpha}$, $x_{e\beta}$. L'enthalpie libre G de ce système binaire est obtenue en traçant la tangente commune aux deux courbes d'enthalpie libres des phases α et β (Figure I.10). Ainsi, pour un système binaire à l'équilibre, à température et pression données, on distingue trois domaines :

Pour $0 < x < x_{e\alpha}$, la phase α est la plus stable, c'est donc elle que l'on observe.

Pour $x_{e\beta} < x < 1$, c'est la phase β que l'on observe.

Pour $x_{e\alpha} < x < x_{e\beta}$, on observe un mélange biphasé α - β .

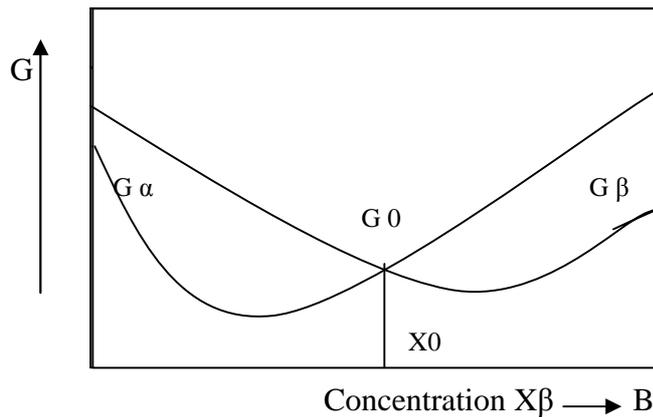


Figure I.9: Variation de l'enthalpie libre d'un système binaire à P et T constants

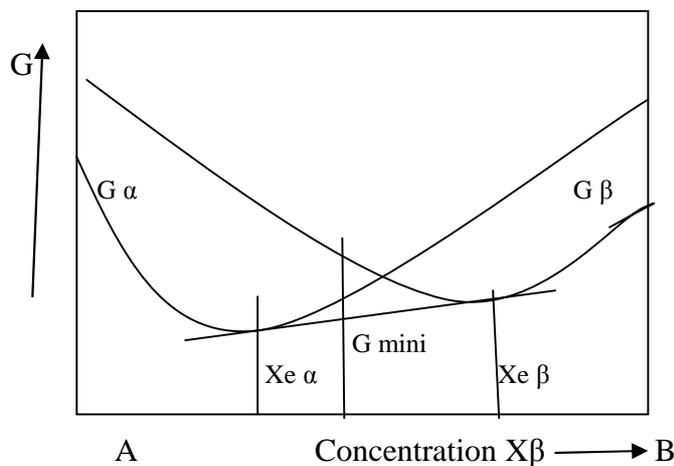


Figure I.10: système stable

1.4. Relation entre les courbes d'enthalpies libres et les diagrammes d'équilibres de phases

1.4.1. Alliages présentant une miscibilité totale

On considère ici un système binaire $A-B$ dont les constituants sont solubles en toutes proportions (miscibilité totale) et à toute température. L'étude thermodynamique à pression constante et à différentes températures conduit à la détermination des systèmes à l'équilibre à ces différentes températures (figure I.11).

Ces graphiques montrent :

- Qu'à basse température (T_5 et en deçà), la phase cristalline α est la plus stable.
- Qu'à haute température (T_2 et au delà), c'est la phase liquide qui est stable.
- Que pour des températures comprises entre les températures de fusion des deux constituants (T_A et T_B), il existe un domaine biphasé $\alpha + L$. Les concentrations délimitant ce domaine sont données, pour chaque température, en construisant la tangente commune aux courbes d'enthalpies des deux phases.
- Qu'aux températures de fusion des deux constituants purs, les enthalpies libres des deux phases sont égales.

En reliant les concentrations limites du domaine biphasé pour les différentes températures, on construit le diagramme d'équilibre. La courbe qui sépare le domaine biphasé $\alpha + L$ du domaine liquide L est appelée liquidus, et la courbe qui sépare le domaine biphasé $\alpha + L$ du domaine monophasé α est appelée solidus.

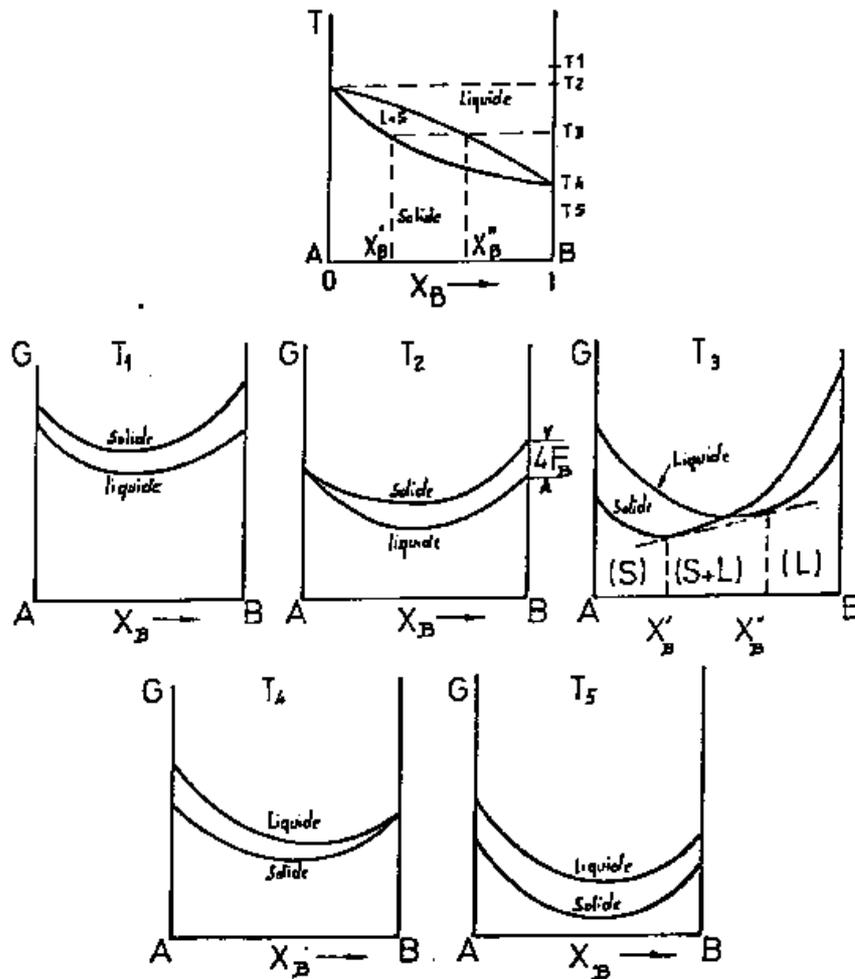


Figure I.11: Courbes d'enthalpies libres à diverses températures pour une solution biphasee et diagramme d'équilibre correspondant [31]

1.4.2. Alliages présentant une miscibilité partielle

Dans ce cas, il existe deux courbes différentes de l'enthalpie libre pour l'état solide correspond deux solutions solide α et β contrairement au cas précédent où il n'existait qu'une seule courbe dans le cas d'une solution solide continue.

A la température eutectique (ou péritectique) les trois courbes de l'enthalpie libre (Celle du liquide et des deux solides α et β) possèdent une même tangente commune correspondant à l'équilibre invariant entre les trois phases.

Sur un palier eutectique (où péritectique), nous serons en présence :

- Deux constituants A et B ($C = 2$)
- Trois phases, la phase liquide et les phases solides α et β ($\varphi = 3$)

$$V = C + 1 - \varphi = 2 + 1 - 3 = 0.$$

L'équilibre au point E , point eutectique (où P point péritectique), ne peut exister que pour une température et une composition bien déterminées.

1.4.2.1. Diagrammes présentant un eutectique

La (figure I.12) présente la disposition des courbes de l'enthalpie libre des phases α et β et le liquide pour le cas d'un diagramme eutectique au différents températures.

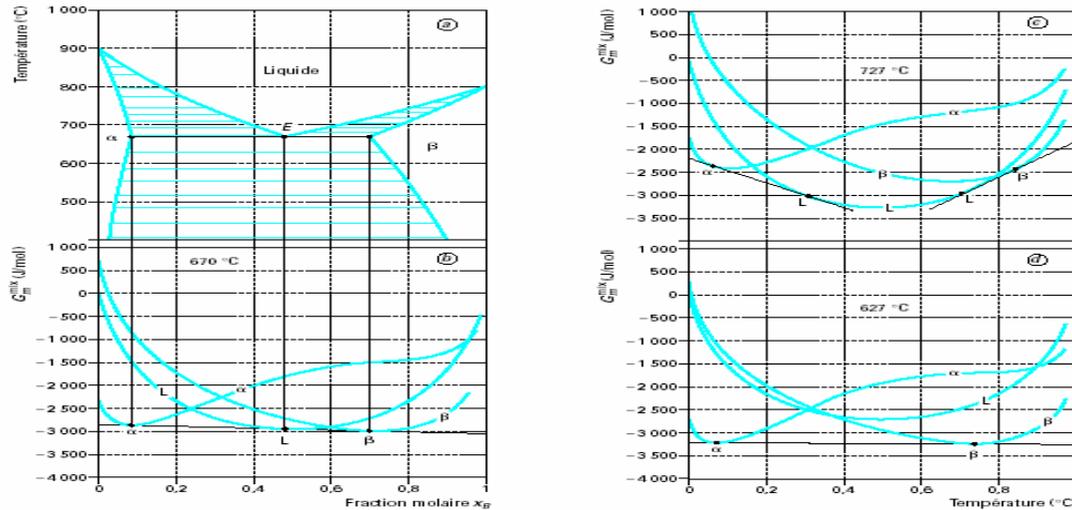


Figure I.12: Courbes d'enthalpie libre d'un système présentant une miscibilité partielle et le diagramme eutectique correspondant [30]

Dans la (figure I.12 (b)) les deux tangentes se confondent, la tangente commune de la courbe d'enthalpie libre des deux phases solides rencontre la courbe de la phase liquide.

C'est la température eutectique ou l'équilibre est invariant.

Dans la (figure I.12 (c)), il existe deux tangentes communes à ces courbes et qui donne une naissance à deux régions différentes.

Dans la (figure I.12 (d)) les pontes des deux tangentes se rapprochent l'une de l'autre et l'intervalle d'existence du liquide se rétrécit.

1.4.2.2. Diagrammes présentant un péritectique

La (figure I.13) donne la relation entre l'évolution des courbes d'enthalpie libre avec la température dans le cas de solution solide intermédiaire et le diagramme d'équilibre correspondant.

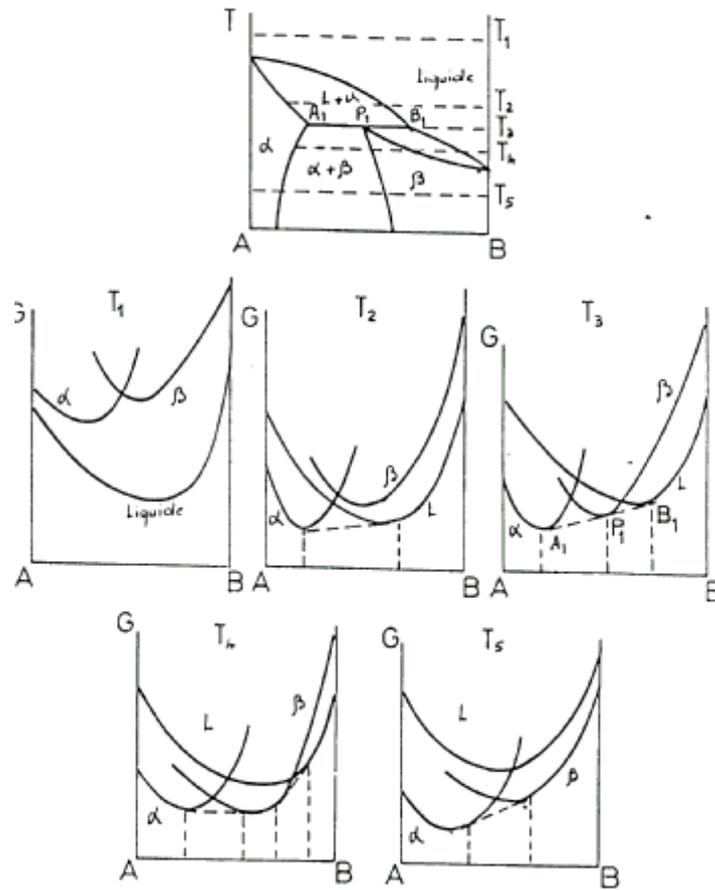


Figure I.13: Courbes de l'enthalpie libre d'un système présentant une miscibilité partielle et le diagramme d'équilibre péritectique correspondant [31]

1.4.3. Diagrammes présentant une phase intermédiaire

Certain systèmes ont des diagrammes d'équilibre plus compliqués. En particulier, ces diagrammes peuvent comporter des domaines à une phase correspondant à la formation de composés intermétalliques ainsi que le montre l'exemple de la (figure I.14).

Les courbes d'énergies libres valables pour des différentes valeurs de températures T sont représentées sur la même figure.

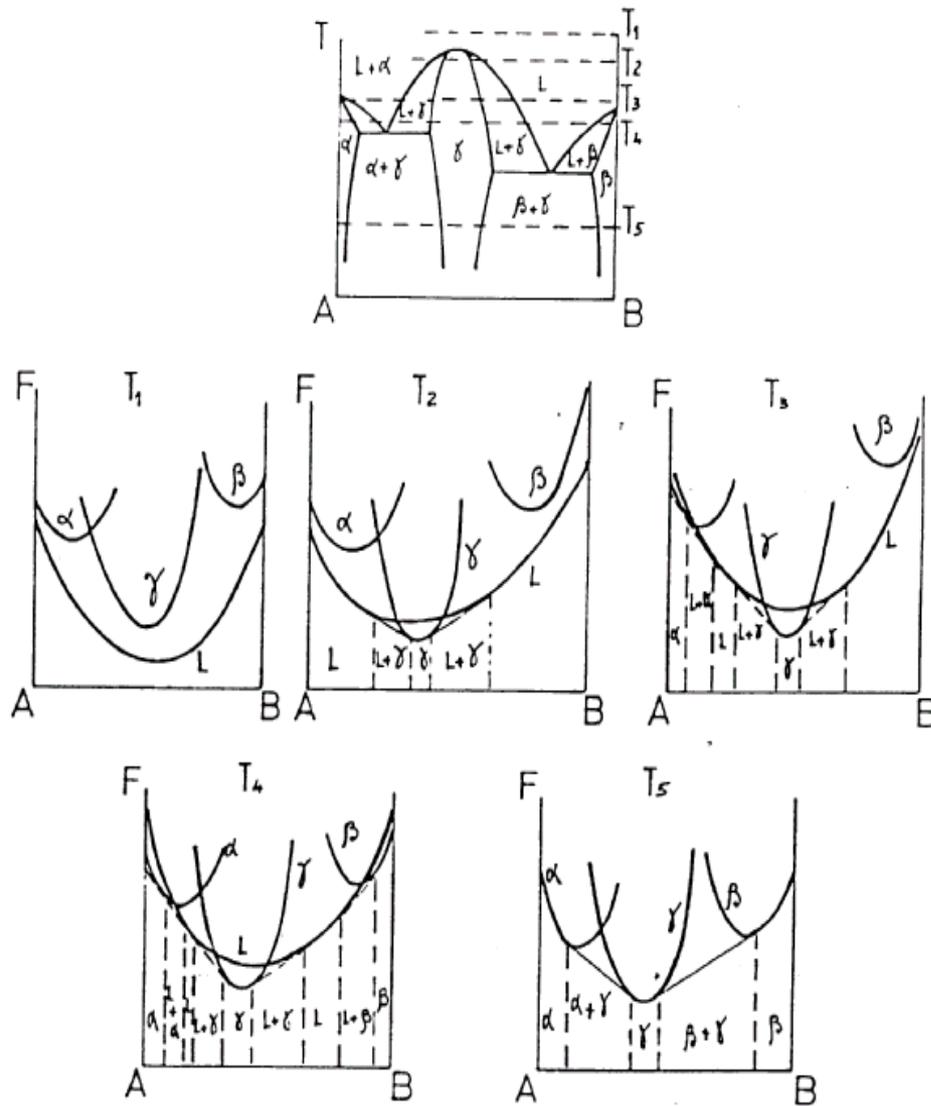


Figure I.14: Courbes d'enthalpie libre pour un diagramme présentant une solution solide intermédiaire [31]

1.4.4. Lacune de miscibilité

La courbe de variation d'enthalpie libre de la phase cristalline présente par fois deux minimas encadrant un maximum (figure I.15) dans ce cas, le diagramme d'équilibre de phases présente une lacune de miscibilité solide (figure I.15) ou liquide (figure I.16) Pour de températures inférieures à la température critique T_c la phase α se décompose en deux phases α_1 et α_2 , même structure que la phase mère α mais de compositions différentes données par la tangente commune) (figure I.15)

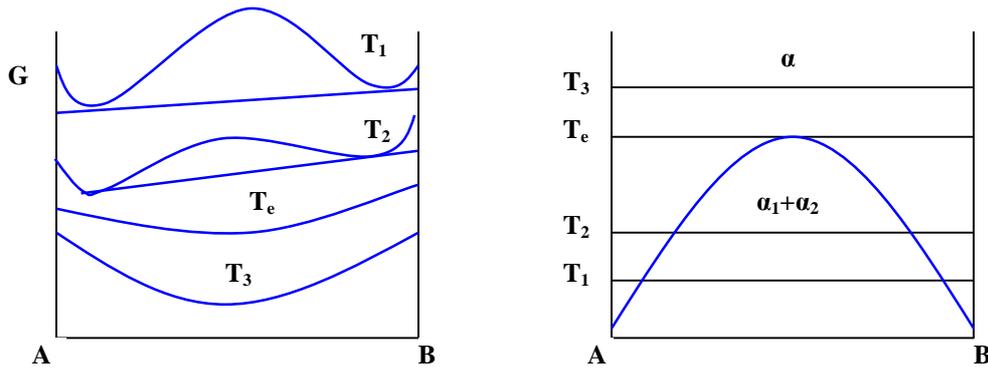


Figure I.15: Lacune de miscibilité à l'état solide

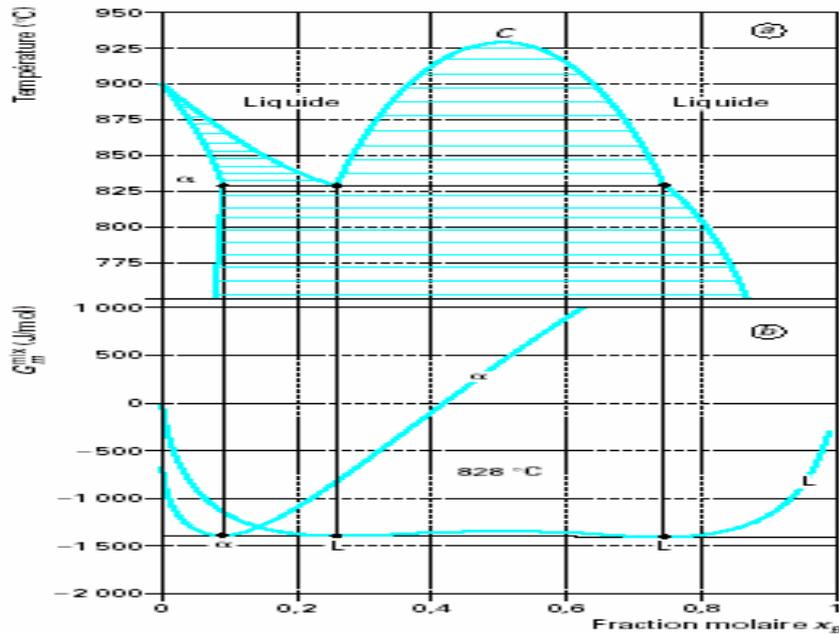
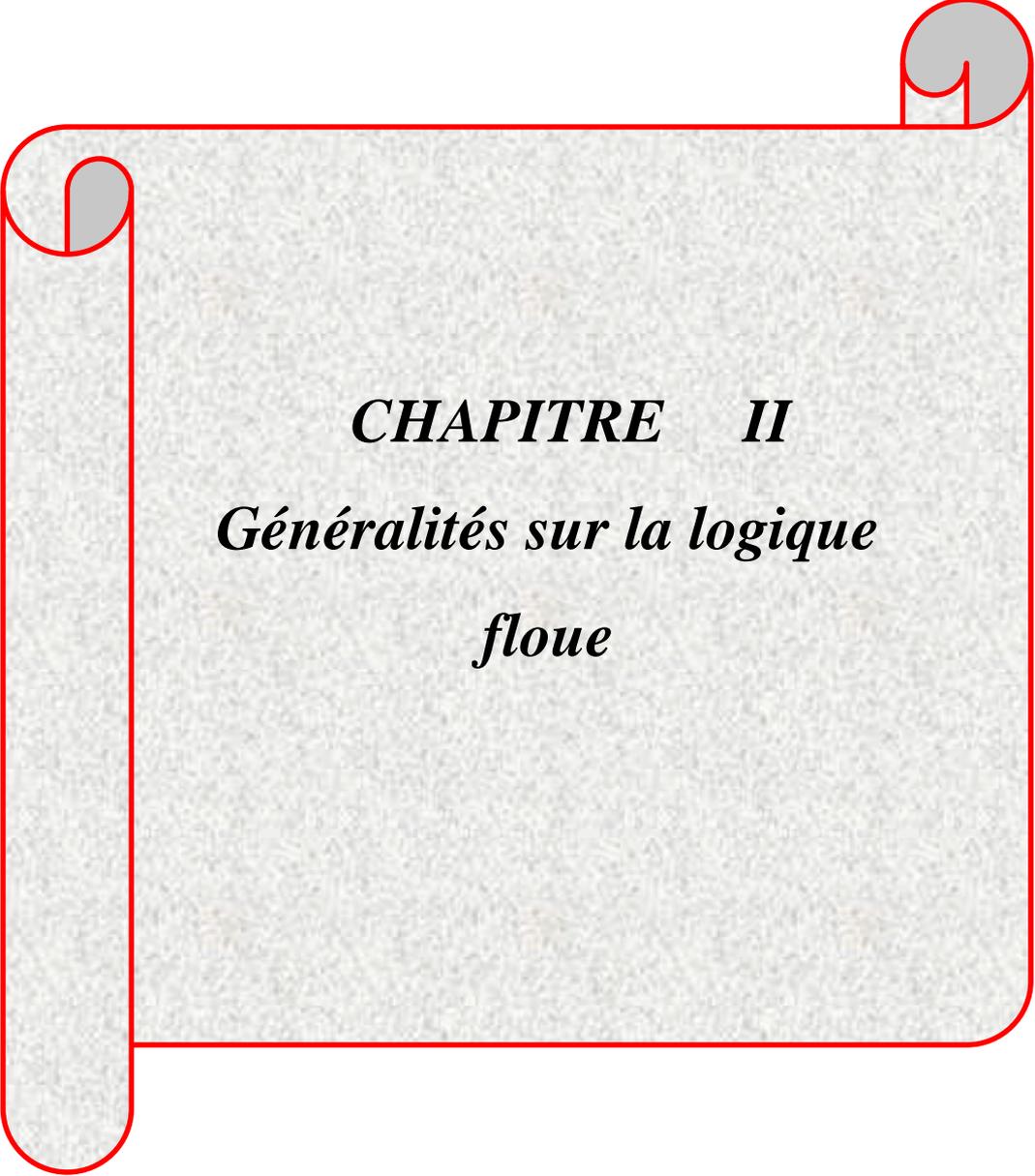


Figure I.16: Lacune de miscibilité à l'état liquide [30]

1.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé aussi succulamment que possible, la représentation des diagrammes de phases des binaires de même qu'une approche thermodynamique de ces systèmes.

Les méthodes expérimentales d'établissement des diagrammes sont difficiles à mettre en œuvre les résultats obtenus plus ou moins imprécis. Le recours à la modélisation est souvent indispensable. Nous présentons dans les chapitres qui suivent une nouvelle approche de l'étude des diagrammes binaires par la logique floue et traitement d'image.



CHAPITRE II

***Généralités sur la logique
floue***

II.1. Introduction

La plupart des problèmes rencontrés sont modélisables mathématiquement, mais ces modèles nécessitent des hypothèses trop restrictive, rendant délicate l'application au monde réel. Une approche fut développée à partir de 1965 par Lotfi A. Zadeh [40], professeur à l'université de Californie à Berkeley, basée sur la théorie des sous-ensembles flous (fuzzy sets), généralisant la théorie des ensembles classiques. Dans la théorie de Zadeh, un élément peut plus ou moins appartenir à un certain ensemble. Les imprécisions et les incertitudes peuvent ainsi être modélisées, et les raisonnements acquérant une flexibilité que ne permet pas la logique classique : la logique floue était née.

De nombreuses applications sont alors développées dans divers domaines, là où aucun modèle déterministe n'existe ou n'est pratiquement imprésentable, ainsi que dans des situations pour lesquelles l'imprécision sur les données rend le contrôle par méthodes classique impossible.

La littérature sur la logique floue et ses applications est très vaste, et il est difficile de présenter dans ce chapitre tous les aspects de recherche et les nombreuses applications. Pour cela, nous allons uniquement présenter les notions de base de la logique floue, et les différentes étapes du raisonnement flou.

II.2. Historique

1965 : naissance du concept flou avec le Pr. Zadeh Lofti (Université de Berkeley en Californie). Il déclara qu'« Un contrôleur électromécanique doté d'un raisonnement humain serait plus performant qu'un contrôleur classique » [41].

Et il introduit la théorie des « sous-ensembles flous ».

En 1973, le Pr. Zadeh publie un article (dans l'IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics) qui fit date. Il y mentionne pour la première fois le terme de variables linguistiques (dont la valeur est un mot et non un nombre).

En 1974, le Docteur Mamdani (Université de Londres) réalise un contrôleur flou expérimental sur un moteur à vapeur.

En 1980, F.L. Smidth et Co. A/S (au Danemark), met en application la théorie de la logique floue dans le contrôle de fours à ciment. C'est la première mise en oeuvre pratique de cette nouvelle théorie.

Dans les années 80, plusieurs applications commencent à immerger (notamment au Japon).

En 1987, 'explosion du flou' au Japon (avec le contrôle du métro de Sendai) et qui atteint son apogée en 1990.

Aujourd'hui, une vaste gamme de nouveaux produits ont une étiquette « produit flou » (Fuzzy).

II.3. Définition de la logique floue

Une des caractéristiques du raisonnement humain est qu'il est basé sur des données imprécises ou incomplètes. Ainsi déterminer si une personne est de petite ou de grande taille est aisé pour n'importe lequel d'entre nous, et cela sans nécessairement connaître sa taille. Un ordinateur, lui, est basé sur des données exactes. Il doit non seulement connaître la taille exacte de la personne mais également posséder un algorithme qui divise immanquablement une population en deux groupes bien distincts : les grands et les petits. Supposons que la limite est fixée à 1m65. dans la logique classique, on définit la fonction caractéristique $\mu(x)$ qui prend la valeur 1 pour toute personne ayant une taille égale ou supérieure à 1m65, 0 dans le cas contraire. Donc, on accepte que la personne dont la taille est de 1.70 est grande, et que celle qui a 1m60 ne l'est pas mais qu'en est-il d'une personne qui a une taille de 1m64? En effet, la logique floue permet de traiter ce style de nuance.

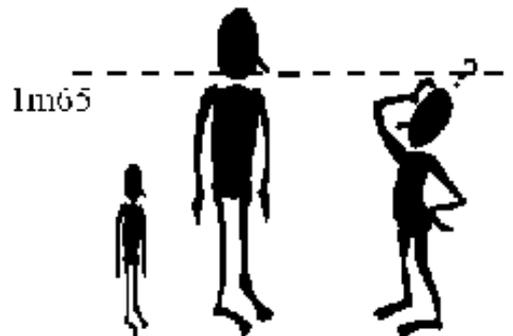


Figure II.1: Exemple d'un raisonnement flou

Donc l'idée de la logique floue est de transmettre cette richesse du raisonnement humain à un ordinateur. Bien que dans l'esprit de tout le monde le mot « flou » soit de connotation négative, il n'en est rien en réalité. Venant à l'origine du mot « duvet » (en anglais « fuzz », c'est-à-dire le duvet qui couvre le corps des poussins), le terme « fuzzy » signifie 'indistinct, brouillé, mal défini ou mal focalisé'. L'adjectif se traduit par « flou » en français et se prononce « aïmaï » en japonais.

Dans le monde universitaire et technologique, le mot « flou » est un terme technique représentant l'ambiguïté ou le caractère vague des intuitions humaines plutôt que la probabilité (ce point est traité plus en détails dans les prochains paragraphes).

II.4. Fondements théorique des ensembles flous

Selon Zadeh, la logique floue est la théorie des ensembles flous. La théorie des ensembles flous est une théorie mathématique dont l'objectif principal est la modélisation des notions vagues et incertaines du langage naturel. Ainsi, elle évite les inadéquations de la théorie des ensembles classiques quant au traitement de ce genre de Connaissances [41]. La fonction d'appartenance d'un ensemble classique A est définie par

$$\mu_A(X) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (\text{II.1})$$

Cela signifie qu'un élément x est soit dans A ($\mu_A(X) = 1$) ou non ($\mu_A(X) = 0$). Or dans plusieurs situations, il est parfois ambigu que x appartienne ou non à A. Par exemple [42], la considérons l'ensemble A représentant les PCs qui sont trop chers pour une population d'étudiants. Après une enquête menée au sein de cette population, un PC ayant un prix supérieur ou égal à 2500 \$ sera déclaré trop cher, quand un prix inférieur ou égal à 1000 \$ n'est pas trop cher. Il existe un nombre important de PCs ayant un prix entre ces deux limites. Dans cet intervalle, on peut utiliser des valeurs, comprises strictement entre 0 et 1, pour classifier ces prix comme étant partiellement trop cher. Cette classification permettra de définir une nouvelle fonction d'appartenance, $\mu_A(X)$ associée à l'ensemble A représentant les PCs trop chers. $\mu_A(X)$ Indique la valeur de vérité de la proposition un PC est trop chers. Si $\mu_A(X)$ est égal à 1 alors il est sûr et certain que x est dans A, $\mu_A(X)$ est égal à 0 implique que sûr et certain x n'appartient pas à A, $\mu_A(X)$ est strictement entre 0 et 1 implique que x appartient à A avec un degré de vérité égal à $\mu_A(X)$. A est donc l'ensemble flou associé à la valeur linguistique trop cher. A sera noté par [42, 43]:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\} \text{ avec } \mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad (\text{II.2})$$

Si X est discret, A est noté par:

$$A = \sum_x \mu_A(x) / x \quad (\text{II.3})$$

Si X est continu, A est noté par:

$$A = \int_x \mu_A(x) / x \quad (\text{II.4})$$

Où $\mu_A(x)$ est la fonction d'appartenance à A et X est l'ensemble de toutes les valeurs possibles de x (l'univers de discours de x). (La figure II.2) illustre la différence entre la représentation de la valeur **trop chère** par un ensemble classique et par un ensemble flou.

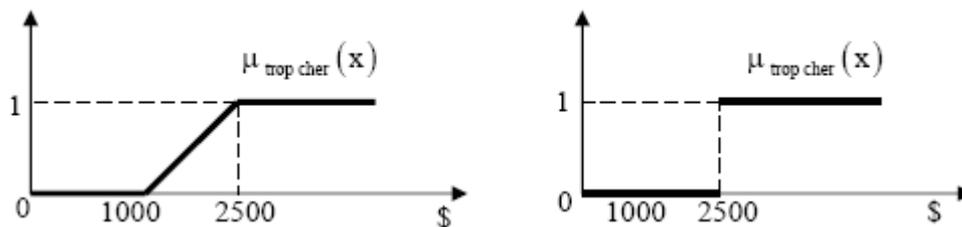


Figure II.2: Ensemble flou et ensemble classique pour la valeur linguistique trop cher

II.4.1. Univers du discours

Un des premiers pas dans la conception d'une application floue est de définir l'ensemble de référence ou univers de discours pour chaque variable linguistique. L'univers de discours est l'ensemble de référentiel qui contient tous les éléments qui sont en relation avec le contexte donné [43]. La notion d'univers de discours se conçoit aisément: reprenons le concept de température: l'utilisateur pourra décrire la variable "température" par un certain nombre de mots: par exemple "chaud", "froid", "tiède", ou "très chaud", "assez chaud", "tiède", "assez froid", "très froid". Pour chacun de ces prédicats, on pourra donner une fonction d'appartenance. L'univers de discours d'une variable couvre l'ensemble des valeurs prises par cette variable [44].

II.4.1.1. Variables linguistiques

Une variable linguistique est une variable dont les valeurs associées sont linguistiques plutôt que numériques [42]. Chaque variable linguistique est caractérisée par un ensemble tel que:

$$\{x, T(x), U, G, M\}$$

Où:

- x est le nom de la variable,
- $T(x)$ est l'ensemble des valeurs linguistiques que peut prendre x ,
- U est l'univers du discours associé avec la valeur de base,
- G est la règle syntaxique pour générer les valeurs linguistiques de x ,
- M est la règle sémantique pour associer un sens à chaque valeur linguistique.

Par exemple [42], la variable linguistique $x =$ température ambiante peut être définie avec un ensemble des termes. $T(x) = \{\text{extrêmement froide, très froide, froide, chaude, très chaude, extrêmement chaude}\}$, qui forment son univers du discours $X = [-20^{\circ}\text{C}, 40^{\circ}\text{C}]$. La variable de base est température. Le terme froid représente une valeur linguistique. On peut l'interpréter, par exemple comme « les températures plus petites que 15°C ».

II.4.2. Fonction d'appartenance

Une fonction d'appartenance ($\mu_A(X)$) est une courbe qui définit comment chaque point dans l'univers de discours est tracé à une valeur d'appartenance entre 0 et 1. La valeur $\mu_A(X)$ mesure l'appartenance ou le degré avec lequel un élément x appartient à l'ensemble A . Il n'y a pas de règle précise pour la définition de fonction d'appartenance. Alors chaque ensemble flou peut être représenté par sa fonction d'appartenance. Les fonctions d'appartenance peuvent être symétriques, régulièrement distribuées ou avoir une distribution non uniforme. Il est important d'éviter les lacunes ou des chevauchements insuffisants de deux ensembles voisins. En effet, cela provoque des zones mortes (non-intervention du réglage). De même, on doit éviter un chevauchement trop important, surtout avec $\mu=1$ entre deux ensembles voisins [43,44].

En général, la forme de fonction d'appartenance dépend de l'application. Les fonctions d'appartenance peuvent avoir différentes formes [43,45] comme il est indiqué sur (figures II.3, II.4, II.5).



Figure II.3: Exemple de fonctions d'appartenance monotones décroissantes



Figure II.4: Exemple de fonctions d'appartenance monotones croissantes

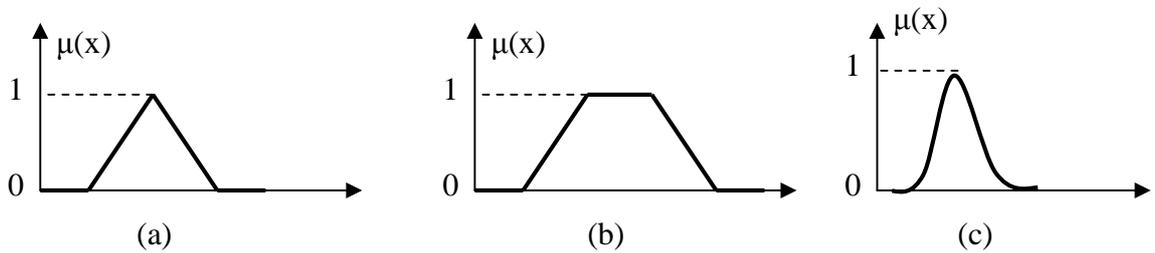


Figure II.5: Exemple de fonctions d'appartenance

- monotones (croissantes ou décroissantes),
- Triangulaire,
- Trapézoïdales,
- En forme de cloche (Gaussiennes).

II.4.3. Propriétés des ensembles flous

a. Égalité:

Deux ensembles flous A et B de X sont égaux si leurs fonctions d'appartenance prennent la même valeur pour tout élément de X:

$$\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x) \quad (\text{II.5})$$

b. Inclusion:

Un ensemble flou A est inclus dans un ensemble flou B si toutes ses valeurs de fonction d'appartenance sont inférieures à celles de B sur tout le domaine X.

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (\text{II.6})$$

c. Support:

Le support est défini comme l'ensemble des valeurs du domaine X pour lesquelles la fonction d'appartenance n'est pas nulle.

$$\text{sup } p(A) = \{x \in X / \mu_A(x) \neq 0\} \quad (\text{II.7})$$

d. Hauteur :

La hauteur d'un ensemble flou A est la valeur max de la fonction d'appartenance sur le domaine X. Un ensemble flou A est dit *normal* si $h(A)=1$.

$$h(A) = \max_{x \in X} \mu_A(x) \quad (\text{II.8})$$

e. Noyau :

Le noyau d'un ensemble flou A est l'ensemble qui contient tous les éléments qui appartiennent sûr et certain à A (leurs degrés d'appartenance sont égaux à 1)

$$\text{ker } n(A) = \{x \in X / \mu_A(x) = 1\} \quad (\text{II.9})$$

f. Cardinal :

Le cardinal d'un ensemble flou A est la somme des fonctions d'appartenance.

$$|A| = \text{Card}(A) = \sum_{x \in X} \mu_A(x) \quad (\text{II.10})$$

g. Partition floue :

Soit N ensembles flous A_j du référentiel X . $(A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_N)$ est dite une partition floue si :

$$\forall x \in X \sum_{j=1}^N \mu_{A_j}(x) = 1, \text{ avec } A_j \neq \emptyset \text{ et } A_j \neq X \quad \forall 1 \leq j \leq N \quad (\text{II.11})$$

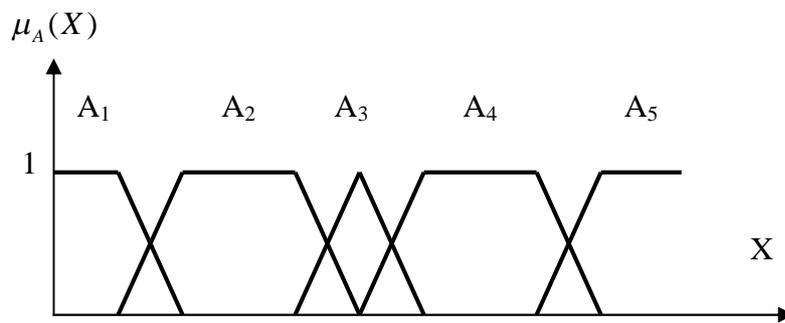


Figure II.6: Exemple d'une partition floue formée de cinq ensembles flous

II.4.4. Opérateurs de logique floue

Il est important de savoir composer entre les divers prédicats et leurs fonctions d'appartenance comme dans l'exemple "l'air est froid et le vent est fort" ou dans "si l'air est froid ou si le vent est fort" il faut fermer la porte. Il apparaît deux types de composition ET, et OU auxquels il faut ajouter la négation. Notons x et y les variables linguistiques caractérisant la température de l'air et la force du vent et $\mu_A(x), \mu_B(y), \mu_E(z), \mu_O(z), \mu_C(z)$ avec $z = \{x, y\}$, les fonctions d'appartenance associées aux propriétés respectives "l'air est froid", "le vent est fort", "l'air est froid et le vent est fort", "l'air est froid ou le vent est fort", "l'air n'est pas froid".

II.2.4.1. Opérateur NON

La propriété "l'air n'est pas froid" peut être caractérisée de façon évidente par la fonction d'appartenance :

$$\mu_C(z) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{II.12})$$

La (figure II.7) met en évidence cette relation :

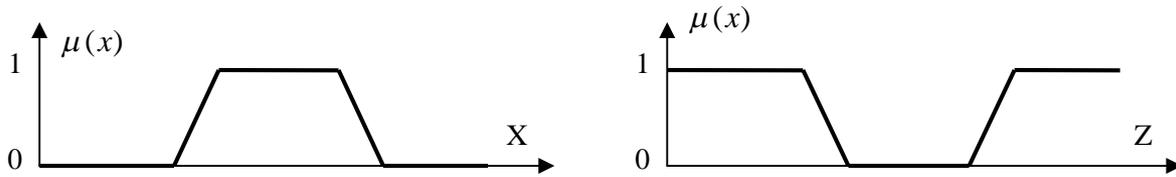


Figure II.7: Opérateur NON

A noter qu'il s'agit de l'opérateur **NON**, appelée aussi "complément", "négation" ou "inverse".

II.2.4.2. Opérateur ET

La solution la plus simple et la plus utilisée pour caractériser la satisfaction simultanée de deux propriétés sont de poser :

$$\mu_E(z) = \mu_{A \cap B}(z) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (\text{II.13})$$

On parle alors d'opérateur minimum (figure II.8).

Cette opération est possible que la fonction d'appartenance résultante $\mu_E(z)$ n'atteigne pas la valeur 1.

On peut facilement vérifier que l'opérateur minimum est commutatif, c'est à dire qu'il est possible d'invertir $\mu_A(x)$ et $\mu_B(y)$ sans que le résultat change.

Cet opérateur peut être appliqué à plus de deux ensembles. Dans ce cas s'applique le théorème d'associativité.

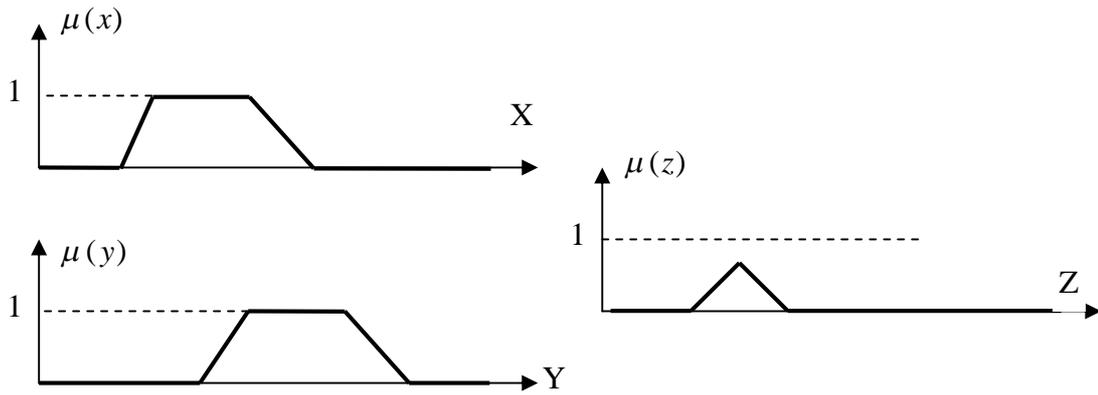


Figure II.8: Opérateur ET

A noter qu'il s'agit de l'opérateur ET, appelée aussi " intersection".

II.2.4.3. Opérateur OU

La réalisation de l'opérateur ou au niveau de la logique floue se fait en général par la formation du maximum, appliquée aux fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(y)$ des deux ensembles A et B. On a donc l'opérateur maximum (figure II.9).

$$\mu_o(z) = \mu_{A \cup B}(z) = \max(\mu_A(x), \mu_B(y)) \quad (\text{II.14})$$

Evidemment, l'opérateur maximum est aussi commutatif et associatif.

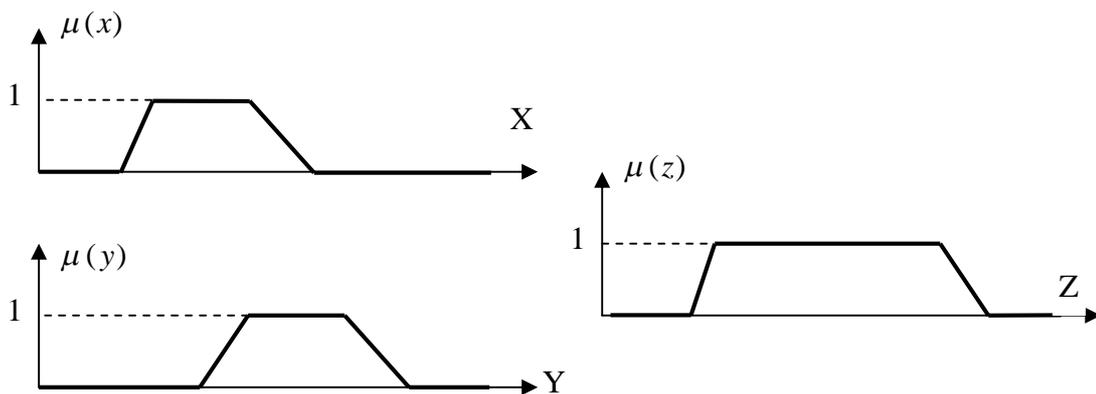


Figure II.9: Opérateur OU

Cependant, dans certaines circonstances, il peut être judicieux d'utiliser d'autres opérateurs, soit pour simplifier le traitement numérique, soit pour mieux tenir compte des opérations floues.

II.4.4.4. Autres Opérateurs de logique floue

II.4.4.4.1. Opérateurs ET et OU, réalisés par opérateurs arithmétiques

Souvent, l'opérateur **ET** est réalisé par la formation du produit appliqué aux fonctions d'appartenance, selon la relation

$$\mu_E(z) = \mu_{A \cap B}(z) = \mu_A(x) \cdot \mu_B(y) \quad (\text{II.15})$$

Il s'agit de l'opérateur produit (figure II.10). La fonction d'appartenance résultante est toujours inférieure ou égale à 1. Elle reste donc à l'intérieur de l'intervalle défini par $\mu \in [0,1]$. La règle de calcul (II.15) peut être étendue à plus de deux termes dans le produit lorsqu'il faut combiner trois ou plusieurs ensembles. L'opérateur produit est souvent utilisé dans le domaine de réglage et de commande par logique floue comme alternative à l'opérateur minimum.

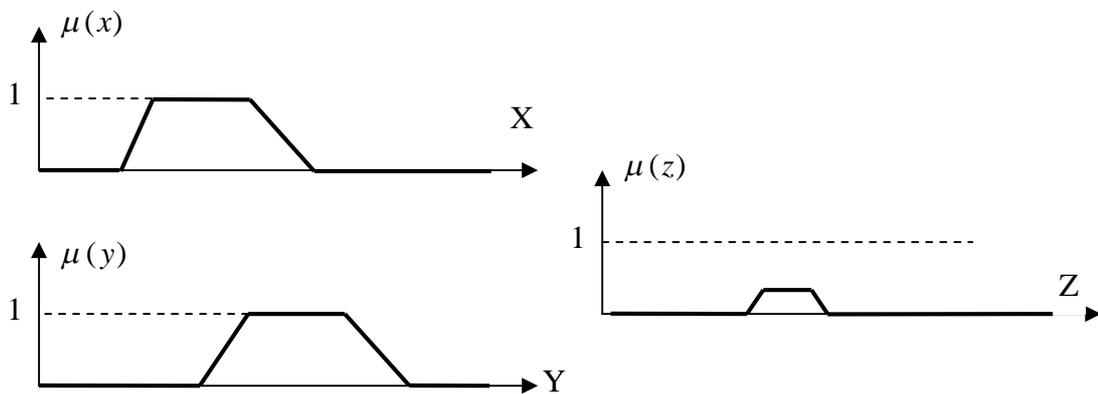


Figure II.10: Opérateur ET réalisé par la fonction produit

Par analogie, on peut réaliser l'opérateur **OU** par la formation de la somme des fonctions d'appartenances ou plus précisément par la valeur moyenne, à savoir:

$$\mu_O(z) = \mu_{A \cup B}(z) = \frac{1}{2} [\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad (\text{II.16})$$

On parle alors de l'opérateur somme (figure II.11).

La somme est divisée par 2. En effet, il est fort possible que la somme $[\mu_A(x) + \mu_B(y)]$ dépasse le domaine admissible $[0,1]$. Afin que cette somme reste dans le domaine défini, on peut l'écrêter ou la normaliser, comme effectuer dans la définition (II.16). Dans ce cas aussi, il est possible d'étendre la règle de calcul (II.16) à plusieurs termes. Il faut alors diviser la somme par le nombre de termes, afin d'obtenir une normalisation simple.

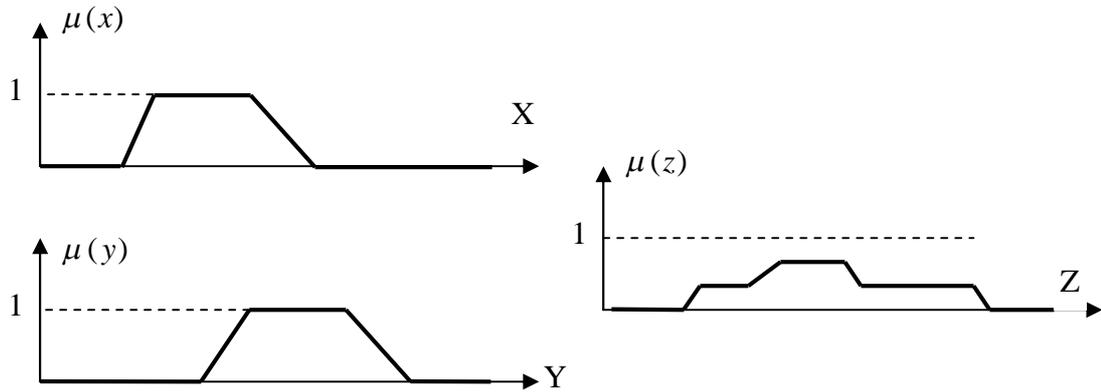


Figure II.11: Opérateur OU réalisé par la fonction de la somme

II.2.4.4.2. Opérateurs ET flou et Ou flou

Les opérateurs Et flou et OU flou sont des opérateurs combinés entre l'opérateur minimum et ou l'opérateur maximum et la moyenne arithmétique.

L'opérateur Et flou est défini par:

$$\mu_E(z) = \mu_{A \cap B}(z) = \beta \cdot \min[\mu_A(x), \mu_B(y)] + [(1 - \beta) / 2][\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad (\text{II.17})$$

et l'opérateur Ou flou par:

$$\mu_O(z) = \mu_{A \cup B}(z) = \beta \cdot \max[\mu_A(x), \mu_B(y)] + [(1 - \beta) / 2][\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad (\text{II.18})$$

Avec le facteur $\beta=1 \in [0, 1]$, il est possible de pondérer l'influence des deux termes. Pour $\beta=1$, on aboutit respectivement à l'opérateur minimal ou maximal. Par contre, pour $\beta=0$, on obtient pour les deux opérateurs la moyenne arithmétique correspondant à l'opérateur somme selon (II.16). Dans ce cas, le ET flou et le OU flou se confondent. On peut étendre les deux opérateurs ET flou et le OU flou à trois ou à plusieurs termes. La somme qui apparaît entre crochets doit alors être divisée par le nombre de termes de la somme. (La figure II.12) représente l'opérateur ET flou et montre l'influence du facteur β sur l'allure de la fonction d'appartenance $\mu_E(z)$.

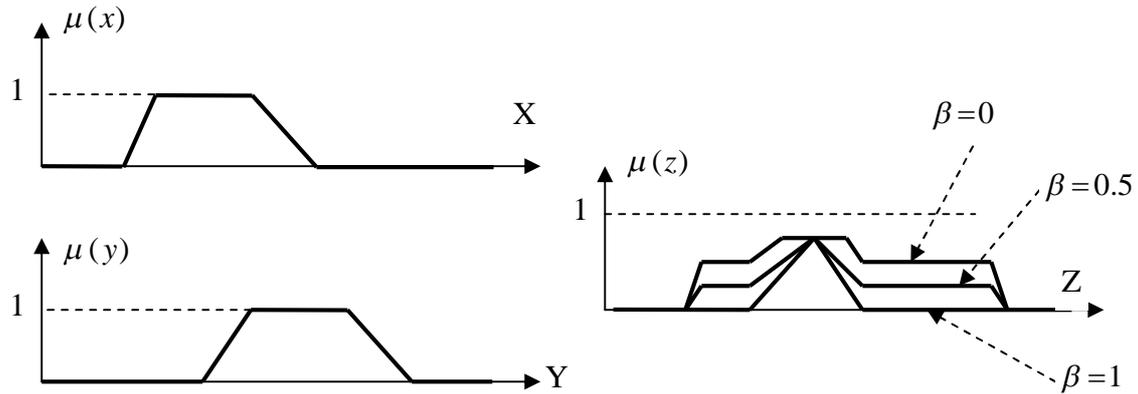


Figure II.12: Opérateur ET flou réalisé par la relation (II.13)

L'influence du facteur β sur la fonction d'appartenance résultante pour l'opérateur OU flou est mise en évidence par la (figure II.13).

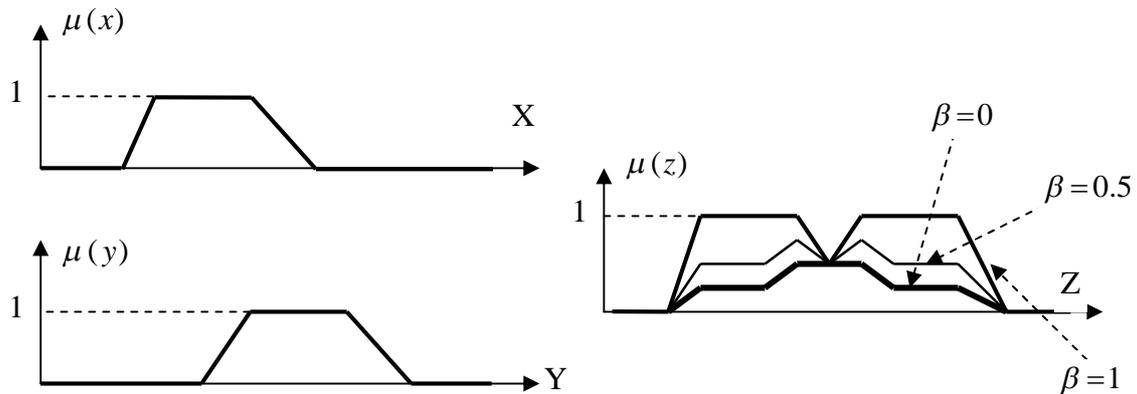


Figure II.13: Opérateur OU flou réalisé par la relation (II.14)

II.4.4.4.3. Opérateurs min-max et opérateur β

L'opérateur min-max est défini par la combinaison des opérateurs minimum et maximum, selon :

$$\mu(z) = \beta \cdot \min[\mu_A(x), \mu_B(y)] + (1 - \beta) \max[\mu_A(x), \mu_B(y)] \quad (\text{II.19})$$

Le facteur $\beta \in [0, 1]$, permet de pondérer les deux opérateurs. Pour $\beta=1$, on obtient l'opérateur ET, réalisé par la formulation du minimum, tandis que pour $\beta=0$, on aboutit à l'opérateur OU, réalisé par la formulation du maximum. Par contre, $\beta=0,5$ conduit à l'opérateur Ou, réalisé par la formation de la somme. La figure II.14 montre l'effet de l'opérateur min-max en fonction du

facteur β . On constate bien la grande variation de l'allure de la fonction d'appartenance résultante.

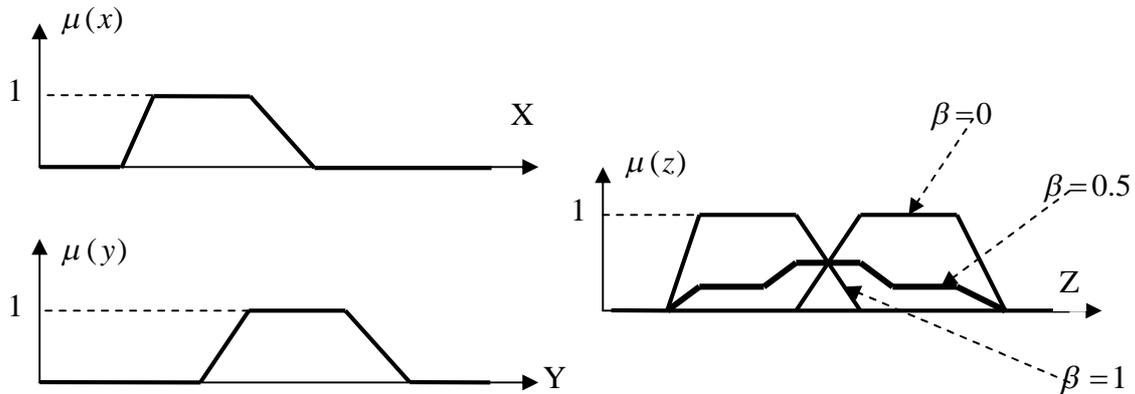


Figure II.14: Opérateur min-max réalisé par la relation (II.15)

II.2.4.4.4. T- norme, S- norme

D'une manière plus générale, l'opérateur **ET** peut être défini à l'aide d'une norme triangulaire (T-norme).

$$T : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

$$x, y \rightarrow z = x T y$$

Avec les propriétés suivantes:

- commutativité $x T y = y T x$
- associativité $(x T y) T z = x T (y T z)$
- non-décroissance par rapport aux arguments si $x \leq y, w \leq z$, alors $x T w \leq y T z$

Et avec 0 comme élément absorbant et 1 comme élément neutre :

$$0 T x = 0, 1 T x = x$$

De même, l'opérateur **OU** peut être défini par la donnée d'une S-norme :

$$S : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$$

Avec les propriétés suivantes:

- commutativité $x S y = y S x$
- associativité $(x S y) S z = x S (y S z)$
- non-décroissance par rapport aux arguments si $x \leq y, w \leq z$, alors $x S w \leq y S z$

et avec 1 comme élément absorbant et 0 comme élément neutre :

$$1 \text{ S } x = 0, 0 \text{ S } x = x$$

On peut définir une s-norme à partir d'une t-norme :

$$x \text{ S } y = 1 - (1 - x) \text{ T } (1 - y) \text{ (loi de Morgan dans la théorie des ensembles)}$$

Les t-normes et s-normes les plus fréquemment utilisées sont données dans le tableau suivant :

| T-norme | S-norme | négation | Nom |
|---|---|----------|--------------|
| $\min(x,y)$ | $\max(x, y)$ | $1 - x$ | Zadeh |
| $x.y$ | $x + y - xy$ | $1 - x$ | Probabiliste |
| $\max(x + y - 1, 0)$ | $\min(x + y, 1)$ | $1 - x$ | Lukasiewicz |
| $\begin{cases} x \text{ si } y = 1 \\ y \text{ si } x = 1 \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$ | $\begin{cases} x \text{ si } y = 0 \\ y \text{ si } x = 0 \\ 1 \text{ sinon} \end{cases}$ | $1 - x$ | Weber |

Tableau II.1: T-norme et S-norme les plus utilisées

Toutes les T- normes et toutes les S- normes vérifient les inégalités suivantes:

$$T_{\text{drastique}}(x,y) \leq T(x,y) \leq \min(x,y) \leq \max(x,y) \leq S(x,y) \leq S_{\text{drastique}}(x,y) \quad \forall x, y \text{ dans } [0,1]$$

Les opérateurs les plus importants pour l'intersection et l'union les plus utilisées sont les suivants :

| T-norme | S-norme | négation | Nom |
|---|---|----------------|--------------|
| $\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$ | $\max(\mu_A(x), \mu_B(x))$ | $1 - \mu_A(x)$ | Zadeh |
| $(\mu_A(x). \mu_B(x))$ | $\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x). \mu_B(x)$ | $1 - \mu_A(x)$ | Probabiliste |
| $\max(\mu_A(x) + \mu_B(x) - 1, 0)$ | $\min(\mu_A(x) + \mu_B(x), 1)$ | $1 - \mu_A(x)$ | Lukasiewicz |
| $\begin{cases} \mu_A(x) \text{ si } \mu_B(x) = 1 \\ \mu_B(x) \text{ si } \mu_A(x) = 1 \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$ | $\begin{cases} \mu_A(x) \text{ si } \mu_B(x) = 0 \\ \mu_B(x) \text{ si } \mu_A(x) = 0 \\ 1 \text{ sinon} \end{cases}$ | $1 - \mu_A(x)$ | Weber |

Tableau II.2: Exemple des T -norme et S- norme les plus utilisée

II.2.5. Propriétés des opérations sur les ensembles flous

Si l'on suppose que A et B sont deux ensembles flous dans un ensemble de référence U.

- Les deux propriétés suivantes ne sont pas " classiques".

L'intersection d'un ensemble flou et son complément n'est pas vide.

$$A \cap \bar{A} \neq \emptyset \text{ i.e. } \mu_{A \cap \bar{A}}(x) \neq 1 \tag{II.20}$$

- L'union d'un ensemble flou et de son complément ne donne pas l'univers du discours :

Loi du "Excluded middle".

$$A \cup \bar{A} \neq U \text{ i.e. } \mu_{A \cup \bar{A}}(x) \neq 1 \tag{II.21}$$

L'interaction et l'union d'un ensemble flou et de son complément sont illustrées par la figure II.15

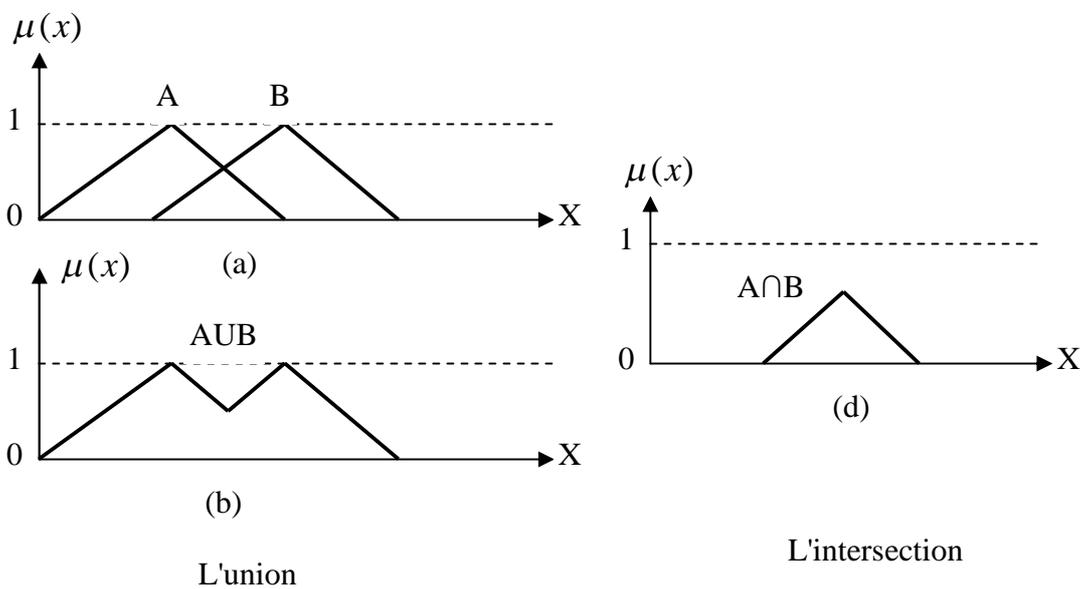


Figure II.15: Union (max), Intersection (min)

Il reste un certain nombre de propriétés valables dont :

| | |
|----------------|--|
| Commutativité | $A \cup B = B \cup A$ $A \cap B = B \cap A$ |
| Associativité | $A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C$ $A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$ |
| Distributivité | $A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$ $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$ |
| Idempotence | $A \cap A = A$ $A \cup A = A$ |
| Identité | $A \cup \emptyset = A$ $A \cap U = A$ $A \cap \emptyset = \emptyset$ $A \cup U = U$ |

| | |
|----------------------|---|
| Involution | $\overline{\overline{A}} = A$ |
| Transitivité | Si $A \subseteq B \subseteq C$ Alors $A \subseteq C$ |
| Théorème de DeMorgan | $A \cup B = \overline{A \cap B}$ $A \cap B = \overline{A \cup B}$ |
| Absorption | $A \cap (A \cup B) = A$ $A \cup (A \cap B) = A$ |
| Complément AC | $\forall x \in U : \mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x)$ |
| Autres propriétés | $ A + B = A \cap B + A \cup B $ $(A \cap B)^c = A^c \cup B^c$ $(A \cup B)^c = A^c \cap B^c$ $(A^c)^c = A$ $X = \phi$ $\phi^c = X$ $ A + A^c = U $ $\ker n(A^c)^c = \sup p(A)$ $\sup p(A^c)^c = \ker n(A)$ kern : noyau, supp : support |

II.5. Prise de décision par approche floue

II.5.1. Proposition floue générale

Une proposition floue générale est définie a partir de propositions élémentaires et d'opérateurs logiques binaire (et, ou, implique) ou unaire (non). Il existe plusieurs méthodes pour calculer la valeur de vérité de telles propositions. Nous ne donnons ici que les plus communément utilisées [46]

Conjonction : (V₁ est A₁) et (V₂ est A₂)

$$\min(\mu_{A_1}, \mu_{A_2}) \quad (\text{Logique de Zadeh}) \quad (\text{II.22})$$

$$\max(\mu_{A_1} + \mu_{A_2} - 1, 0) \quad (\text{Logique de Lukasiewicz}) \quad (\text{II.23})$$

$$\mu_{A_1}(x) \cdot \mu_{A_2}(x) \quad (\text{Logique probabiliste}) \quad (\text{II.24})$$

Disjonction : (V₁ est A₁) Ou (V₂ est A₂)

$$\max(\mu_{A_1}, \mu_{A_2}) \quad (\text{Logique de Zadeh}) \quad (\text{II.25})$$

$$\min(\mu_{A_1} + \mu_{A_2}, 1) \quad (\text{Logique de Lukasiewicz}) \quad (\text{II.26})$$

$$\mu_{A_1} + \mu_{A_2} - \mu_{A_1} \cdot \mu_{A_2} \quad (\text{Logique probabiliste}) \quad (\text{II.27})$$

Implication : (V₁ est A₁) implique (V₂ est A₂)

$$\min(1 - \mu_{A_1} + \mu_{A_2}, 1) \quad (\text{Lukasiewicz}) \quad (\text{II.28})$$

$$\min(\mu_{A_1}, \mu_{A_2}) \quad (\text{Mamdani}) \quad (\text{II.29})$$

$$\mu_{A_1} \cdot \mu_{A_2} \quad (\text{Larsen}) \quad (\text{II.30})$$

Complémentation

$$1 - \mu_A \quad (\text{II.31})$$

II.5.2. Implication floue

Le mécanisme généralisant l'implication est appelé " implication floue". Il existe divers opérateurs d'implication floue, dont ceux mentionnés ci-dessous [47]:

Mamdani:

$$\mu_{A \Rightarrow B} = \min(\mu_A, \mu_B) \quad (\text{II.32})$$

Larsen:

$$\mu_{A \Rightarrow B} = \mu_A \cdot \mu_B \quad (\text{II.33})$$

Lukasiewicz:

$$\mu_{A \Rightarrow B} = \min(1, 1 - \mu_A + \mu_B) \quad (\text{II.34})$$

L'implication floue fonctionne comme l'implication classique, A et B étant des ensembles flous. Dans la logique classique, on raisonne en utilisant le **modus tollens** et le **modus ponens**. L'implication floue est basée sur Les mêmes principes, mais les propositions basées sur la valeur de vérité floues sont permises [43].

- Le Modus Ponens généralisé (du latin raisonnement par l'affirmation) est définie par :

(1) Prémisse : x et A'

(2) Implication : Si x est A, Alors y est B (*)

Conséquence: y est B'

- Le Modus Tollens généralisé est définie par :

Prémisse : y est B'

Implication : Si x est A, Alors y est B (notation $A \in B$)

Conséquence: x est A'

Où x et y sont des variables linguistiques, A, A', B, B' sont les valeurs linguistiques définies dans les univers du discours X et Y de x et y successivement. La règle de raisonnement la plus utilisée est celle de **Modus ponens**.

La conclusion B' sera d'autant plus proche de B que la prémisse A' sera proche de A.

Exemple d'un modus ponens généralisé :

Prémisse : cette tomate est très rouge

Implication : si une tomate est rouge, elle est mûre.

Conclusion : cette tomate est très mûre

Le mécanisme permettant de passer de l'observation A' à la conclusion B' est appelé l'inférence floue. L'expression de la fonction d'appartenance de B', $\mu_{B'}(y)$, dépend des opérateurs logiques utilisés (T-norme et S-norme)

$$\mu_{B'}(y) = S_x [T(\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y))] \quad (\text{II.35})$$

Par exemple :

B' est caractérisé par la fonction d'appartenance suivante:

$$\forall y, \mu_{B'}(y) = \max_{x \in X} \min[\mu_{A'}(x), \mu_R(x, y)] \quad (\text{II.36})$$

La fonction d'appartenance $\mu_{A'}(x)$ caractérise l'observation. L'opérateur $\mu_B(x, y)$ est l'implication floue qui évalue le degré de vérité de la relation floue $R=A \rightarrow B$.

R est la relation floue ou règle d'inférence représentant la règle (*) et **min** la T-norme associée à l'opérateur **ET**.

II.5.3. Règles linguistiques (flous)

Une règle floue est une affirmation (**Si** Prémisse **Alors** Conclusion (conséquence)) dont la prémisse et la conséquence sont des propositions floues ou des combinaisons de propositions floues par des connecteurs logiques (souvent le **ET** et le **OU**). Par exemple, la règle floue "**Si** x_1 est A_1 et x_2 est A_2 **Alors** y est B " est formée d'une prémisse composée de deux propositions floues ($si\ x_1\ est\ A_1\ et\ x_2\ est\ A_2$) combinées par le connecteur logique **ET**, et une conséquence formée par une proposition floue simple ($y\ est\ B$) [42,48]. Des exemples de règles floues sont:

S'il fait très chaud alors ouvrir la fenêtre.

Si la chaussée est mouillée alors ralentir.

Si la maison est neuve et si elle n'est pas loin de la mer alors son coût est très élevé.

Quand des conditions sont liées par une logique "**OU**", on considère le degré d'appartenance **Maximum** parmi les conditions d'entrée. Et quand des conditions sont liées par une logique "**ET**", on considère le degré d'appartenance **minimum** parmi les conditions d'entrée

Il y a plusieurs formes de règles Si...Alors..... La forme générale est [43]:

Si (un ensemble de conditions est satisfait) Alors (un ensemble de conséquences)

Prenons deux types de règles suivants :

- Les règles de type **Mamdani** où les conclusions, comme les prémisses, sont des propositions floues :

Si x est A_1 et y est B_1 **Alors** Z est C_1

- Les règles de type **Takagi-Sugeno** où dans les conclusions, une sortie est une fonction :

Si x est A_1 et y est B_1 **Alors** $z = f(x, y)$

La combinaison de ces différentes règles se fait à l'aide de l'opérateur **OU**. La justification du choix de l'opérateur se fonde sur la pratique du langage courant : en effet, une telle énumération est comprise dans le sens [49].

Si... alors...

OU

Si... alors...

OU

...

Bien que l'opérateur **ou** ne soit pas explicitement mentionné.

II.5.3.1. Opérateurs linguistiques

Dans le langage humain, on utilise très souvent les opérateurs linguistiques comme : **très**, **près de**, **presque**, **plus ou moins**, etc. Ces opérateurs s'appellent les modificateurs des ensembles flous. Ils permettent de déterminer l'ensemble flou correspondant à une modification sur l'ensemble flou de départ [50 ,43] :

très:

$$\mu_A^2(x) = (\mu_A(x))^2 \quad (\text{Concentration}). \quad (\text{II.37})$$

plus ou moins :

$$\mu_A^{1/2}(x) = \sqrt{\mu_A(x)} \quad (\text{II.38})$$

non:

$$\mu_{1-A}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (\text{II.39})$$

hautement:

$$\mu_{h(A)}(x) = (\mu_A(x))^3 \quad (\text{II.40})$$

II.5.3.2. Degré de vérité (poids)

Le degré de vérité, ou encore degré d'activation d'une règle prend une valeur w comprise entre 0 et 1 déduite des degrés d'appartenance des prédicats (prémises ou conditions) de la règle. Il influe directement sur la valeur des conclusions de cette même règle. On dit aussi que la règle est active à w [47].

II.5.4. Inférence

Le mécanisme d'inférence consiste à déterminer les règles floues activées [45]. Nous allons considérer un système flou avec "n" règles linguistiques.

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } x \text{ est } A_1 \text{ ET } y \text{ est } B_1 \text{ alors } z \text{ est } C_1 \\ \text{Si } x \text{ est } A_2 \text{ ET } y \text{ est } B_2 \text{ alors } z \text{ est } C_2 \\ \dots \\ \text{Si } x \text{ est } A_n \text{ ET } y \text{ est } B_n \text{ alors } z \text{ est } C_n \end{array} \right. \quad (\text{II.41})$$

Où x , y et z sont des variables linguistiques qui représentent les variables d'état du processus et les variables. A_i , B_i et C_i ($i=1, \dots, n$) sont les ensembles flous définis dans les ensembles de référence pour x , y , z respectivement.

Les univers de discours U , V et W des x , y , et z sont montrés respectivement dans la figure (II.16).

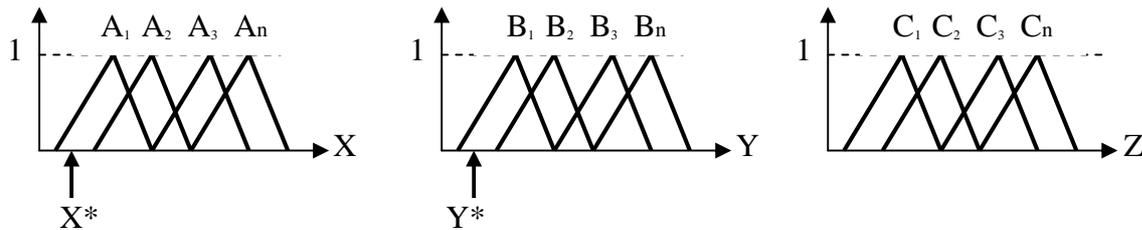


Figure II.16: Fonctions d'appartenance de x , y et z

Dans le sens mathématique, l'activation de règles est l'application de T-normes pour obtenir le poids d'activation de chaque règle. D'habitude cela veut dire que l'on applique l'opérateur **min** ou le **produit** sur les valeurs d'appartenance [43].

Dans le cas du système précédent, le poids w_i obtenue de la $i^{\text{èmes}}$ règle est :

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \text{ ET } \mu_{B_i}(x) \quad (\text{II.42})$$

II.5.4.1. Types d'inférence

Afin de mettre en évidence le traitement numérique, on va considérer un système (II.41) basé sur la logique floue qui a deux entrées et une sortie. Le chevauchement des fonctions d'appartenance conduit à l'activation de deux ou plusieurs règles en même temps (une règle i est activée si le poids w_i est différent de zéro) [43]. Supposons que les deux règles activées sont les règles suivantes :

R_1 : **Si** x est A_1 **ET** y est B_1 **Alors** z est C_1

R_2 : **Si** x est A_2 **ET** y est B_2 **Alors** z est C_2

Il y a plusieurs sortes d'inférences floues. On va s'intéresser seulement aux deux méthodes les plus utilisées citées dessous.

A. Min-max méthode :

Cette méthode, réalise, au niveau de la condition, l'opérateur **OU** par la formation du maximum et l'opérateur **ET** par la formation du minimum. La conclusion dans chaque règle introduite par **ALORS**, lie le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de variable de sortie (z) par l'opérateur **ET**, réalisé dans le cas présent pour la formation du minimum. En fin, l'opérateur **OU** qui lie les différentes règles est réalisé par la formation du maximum [51].

A noter que la désignation de la méthode d'inférence (max-min dans le cas présent) se rapporte à la réalisation de **OU** liant les règles (max) et la réalisation de **Alors** (min).

La condition (x est A_1 ET y est B_1) de la première règle implique pour $x=x^*$ et $y=y^*$ les facteurs d'appartenance $\mu_{A_1}(x^*)$ et $\mu_{B_1}(y^*)$ ce qui implique que la condition prend le facteur d'appartenance $\mu_1(y^*)$ (minimum des deux valeurs à cause de l'opérateur **ET**), la fonction d'appartenance $\mu_{c_1}(Z)$ est donc écrêtée à $\mu_{B_1}(y^*)$ (à cause de la formation du minimum lié à **Alors**). De même pour la deuxième règle on trouve que la fonction d'appartenance $\mu_{c_2}(Z)$ est écrêtée $\mu_{A_1}(x^*)$.

Il faut encore déterminer la fonction d'appartenance résultante. Elle s'obtient par la formation du maximum des deux fonctions d'appartenance partielles, étant donné que les deux règles sont liées par l'opérateur **OU**.

B. Max-prod méthode :

Cette méthode réalise en générale, au niveau de la condition, l'opérateur **OU** par la formation du maximum et l'opérateur **ET** par la formation du minimum. Par contre, la conclusion dans chaque règle introduite par **Alors**, qui lié le facteur d'appartenance de la condition avec la fonction d'appartenance de la variable de sortie (z) par l'opérateur **ET**, est réalisé cette fois ci par la formation du produit. L'opérateur **OU** qui lié les différentes règles est réalisé de nouveau par la formation du maximum [51].

Comme on le voit le **OU**, liant les règles est réalisé par la formation du maximum et le **ALORS** est réalisé par la formation du produit. D'où la désignation de cette méthode d'inférence par max-prod.

Comme dans le cas du paragraphe précédent, la première condition prend le facteur d'appartenance $\mu_{B_1}(y^*)$. La fonction d'appartenance $\mu_{c_1}(Z)$ pour la variable de sortie est cette fois-ci multipliée par ce facteur $\mu_{B_1}(y^*)$, (à cause de la formation du produit lié à **ALORS**).

De même manière pour la deuxième règle, la fonction $\mu_{c_2}(Z)$ sera multipliée par $\mu_{A_1}(x^*)$ (formation du produit).

La fonction d'appartenance résultante s'obtient également par la formation du maximum des deux fonctions d'appartenances partielles, réalisant ainsi l'opérateur **OU** entre les règles.

Les méthodes de raisonnement dans les systèmes flous sont données par la figure II.17.

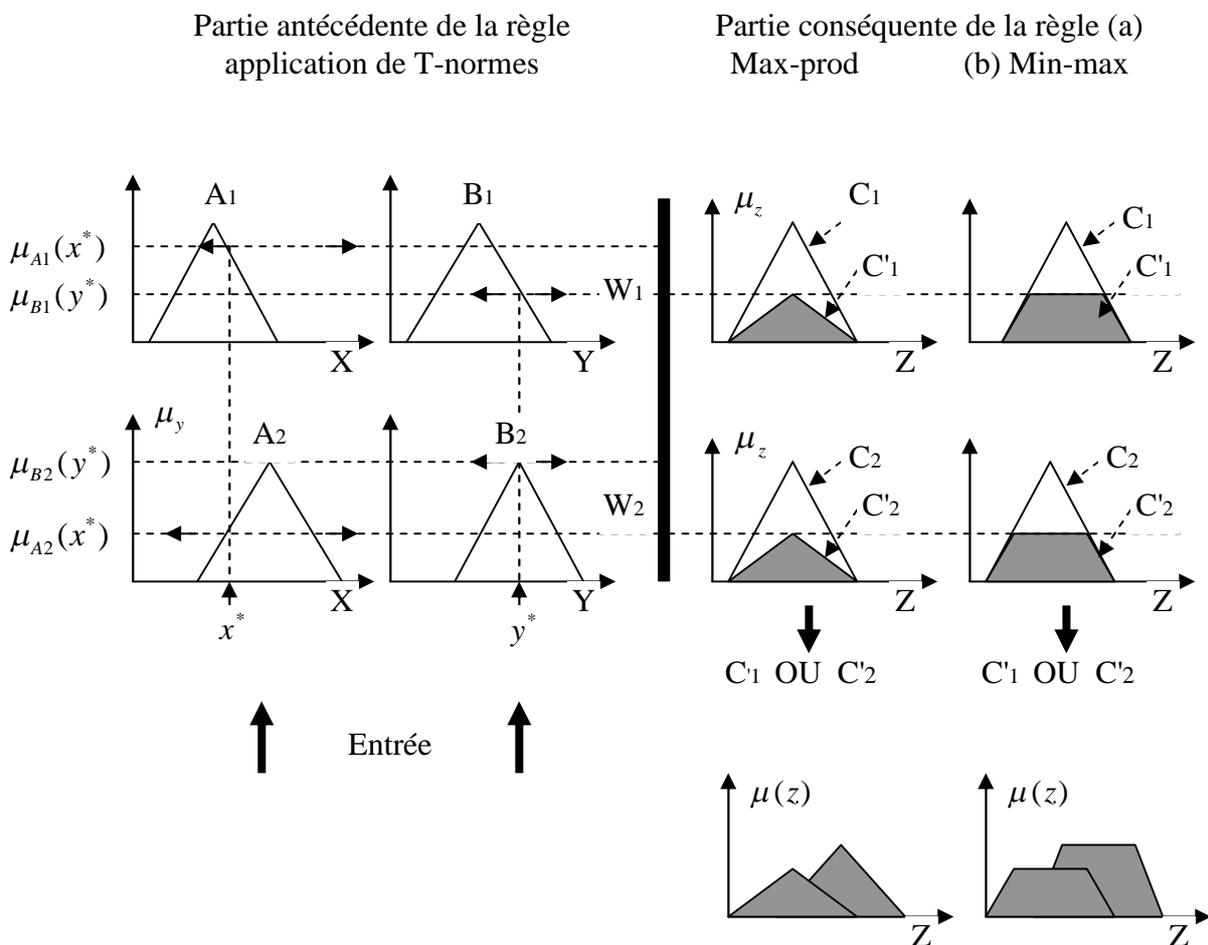


Figure II.17: Méthodes de raisonnement dans les systèmes flous

II.5.5. Combinaison des règles

Cette étape (aussi appelée défuzzification) est nécessaire lorsque plusieurs règles d'inférence sont validées car on se retrouve dans ce cas avec plusieurs sous-ensembles flous de sortie. Il faut donc appliquer une méthode pour trouver une valeur de sortie [52]. Il en existe au moins deux : la technique du maximum et celle du centre de gravité.

II.5.5.1. Méthode du centre de gravité

La méthode de centre de gravité est une des méthodes les plus mentionnées dans la littérature. L'abscisse du centre de gravité peut être déterminée en utilisant la formule générale :

$$z = \frac{\int_{z_0}^{z_1} z \mu(z) dz}{\int_{z_0}^{z_1} \mu(z) dz} \quad (\text{II.43})$$

L'intégrale au dénominateur donne la surface, tandis que l'intégrale au numérateur correspond au moment de la surface (Figure II.18).

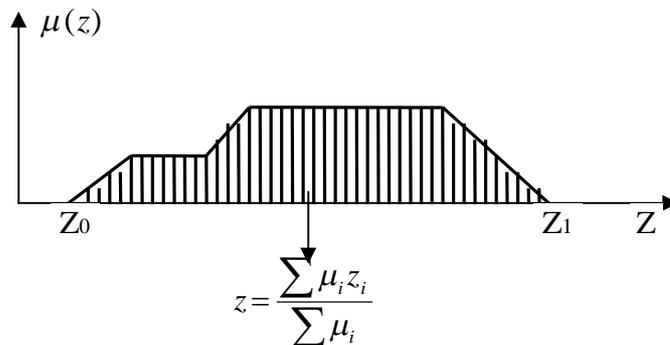


Figure II.18: Déffuzzification par le centre de gravité

Lorsque la fonction $\mu(z)$ est discrétisée, le centre de gravité est donné par :

$$z = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i z_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (\text{II.44})$$

Où n est le niveau de quantisation, z_i la valeur de sortie pour le niveau i et μ_i sa valeur d'appartenance [43].

II.5.5.2. Méthode de moyenne du maximum

Pour une variable de sortie donnée, la valeur numérique délivrée est calculée comme la moyenne des valeurs appartenant à la caractérisation floue de sortie (Figure II.19), et ayant comme degré d'appartenance le maximum de la fonction caractéristique de cette caractérisation floue [48].

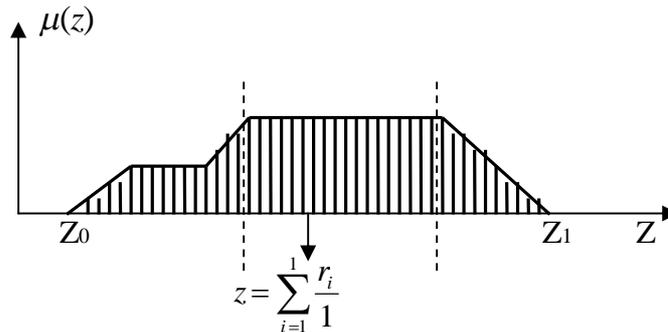


Figure II.19: Déffuzification la méthode moyenne de maximum

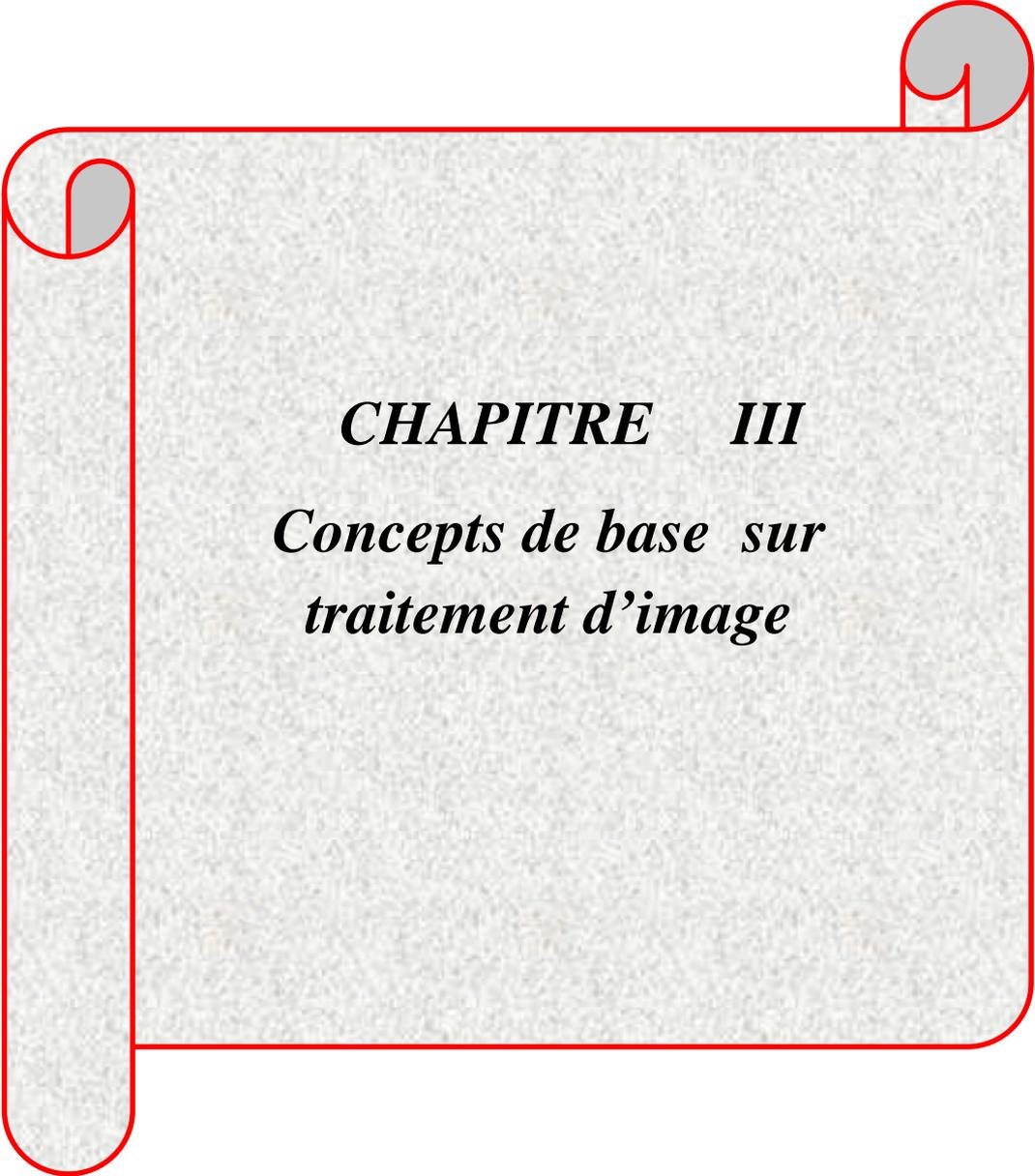
Si la fonction est discrétisée, la valeur déffuzifiée est donnée par :

$$z = \sum_{i=1}^l \frac{r_i}{l} \quad (\text{II.45})$$

Où l est le nombre de valeurs quantifiées, r_i pour lesquelles l'appartenance est maximale [43].

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les notions de base de la théorie des ensembles flous et de la logique floue. Alors, nous pouvons dire que la logique floue ouvre des possibilités remarquables de codification des connaissances des experts. Cependant, les applications utilisant la logique floue ne sont pas fondamentalement plus performantes. Elles sont tout simplement plus faciles à réaliser et à utiliser. L'utilisation faite par la logique floue d'expressions du langage courant permet aux systèmes flous de rester compréhensibles pour les personnes non expertes. Malheureusement, la manipulation de règles non précises peut générer un nombre d'erreurs non négligeable. La mise en place d'un système flou nécessite donc une attention particulière lors de la phase de test de manière à détecter les éventuelles aberrations du système.



CHAPITRE III
Concepts de base sur
traitement d'image

III.1. Introduction

On ne connaît de l'image que ses pixels qu'on peut recalculer en tout point par reconstruction, sans garantie que les valeurs reconstruites soient correctes. Donc, l'image reproduite peut être complètement faussée d'où le recours aux techniques de traitement et de composition d'images : amélioration d'images, transformations géométriques, composition par transparence.

Les réseaux de neurones formels ont été développés dans les années 80 pour résoudre des problèmes d'ingénierie et continuent à avoir leur importance dans différents domaines de recherche tels que: estimation, approximation des fonctions, prédiction, élimination d'échos, égalisation des canaux [53-56].

Les réseaux de neurones sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calcul appelés neurones formels, et dont l'inspiration originelle était le fonctionnement cérébral de l'être humain.

Dans ce chapitre, nous aborderons brièvement les concepts de base sur le traitement d'image et les réseaux de neurones.

III.2. Définition de l'image

Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel. Son élaboration résulte de la volonté de proposer une entité observable par l'œil humain. Ceci explique d'une part son aspect planaire et d'autre part le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image soit transcrite en niveau de gris ou en couleur.

Cette information élémentaire est, en général, une grandeur physique liée à la nature du capteur. Une caméra CCD mesure la quantité de lumière émise par l'objet, un récepteur de rayons X mesure la quantité de rayonnement transmise par l'organe (en imagerie médicale). L'image est donc une collection d'informations qui, dans un premier temps, se présentait sur un support photographique qui permettait le traitement en temps différé d'un phénomène fugace.

III.3. Image analogique

Les images analogiques sont obtenues en utilisant divers instruments qui les projettent telles qu'elles sont dans la nature sur des supports différents (papier, film,...).

Parmi ces instruments, on peut citer : L'appareil photo, la caméra,...

III.4. Image numérique

C'est une image dont la surface est divisée en pixels ayant chacun un niveau de gris ou de couleurs prélevés à l'emplacement correspondant dans l'image réelle.

Il existe 2 sortes d'images numériques : Les images matricielles et les images vectorielles [57].

Dans une image vectorielle les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique.

Par exemple, un cercle est décrit par une information du type (cercle, position du centre, rayon). C'est le processeur qui sera chargé de "traduire" ces formes en informations interprétables par la carte graphique. Ces images sont essentiellement utilisées pour réaliser des schémas ou des plans.

Les logiciels de dessin industriel fonctionnent suivant ce principe ; les principaux logiciels de traitement de texte ou de PAO (publication assistée par ordinateur) proposent également de tels outils.

Ces images présentent 2 avantages :

- elles occupent peu de place en mémoire ;
- elles peuvent être redimensionnées sans perte d'information.

En contrepartie, une image vectorielle permet uniquement de représenter des formes simples. S'il est vrai qu'une superposition de divers éléments simples peut donner des résultats très impressionnants, toute image ne peut pas être rendue vectoriellement, c'est notamment le cas des photos réalistes.

Les images vectorielles appartiennent souvent à l'un de ces formats de fichier EPS, PDF, WMF [59.60].

Une image matricielle est formée d'un tableau de points ou pixels.

Plus la densité des points sont élevée, plus le nombre d'informations est grand et plus la résolution de l'image est élevée.

Corrélativement la place occupée en mémoire et la durée de traitement seront d'autant plus grandes.

Les images vues sur un écran de télévision ou une photographie sont des images matricielles.

On obtient également des images matricielles à l'aide d'un appareil photo numérique, d'une caméra vidéo numérique ou d'un scanner.

Les images matricielles (bitmapped) appartiennent aux formats de fichiers suivants : Bitmap, GIF, JPEG, PNG, TIFF.

III.5. Caractéristiques de l'image numérique [58-59]

III.5.1. Pixel

C'est l'élément d'image ou «picture-element», le pixel est le plus petit point de l'image numérique (figure.III.1), c'est une entité calculable qui peut être quantifié.

Un pixel est aussi le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. L'ensemble des pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.

Dans le cas d'une image monochrome chaque pixel est codé sur un octet.

Dans une image en couleur ou à base de RVB (rouge, vert, bleu), un pixel est représenté sur trois octets (un octet pour chaque couleur).

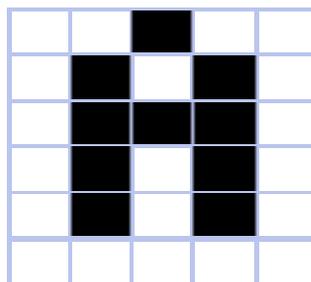


Figure III.1: Représentation d'un pixel

III.5.2. Dimension

C'est la taille de l'image, qui n'est rien qu'une matrice de pixels.

La taille est obtenue en multipliant le nombre de colonne par le nombre ligne. Une image possédant 640 pixels en largeur et 480 en hauteur aura une définition (dimension) de 640 pixels par 480, notée *640x480*.

III.5.3. Taille d'une image [61]

Pour connaître la taille (en octets) d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre de cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. La taille (ou poids) de l'image est alors le nombre de pixels que multiplie la taille (en octets) de chacun de ces éléments ; Voici le calcul pour une image 640x480 en *True color* :

- Nombre de pixels : $640 \times 480 = 307200$

$$24 \text{ bits} / 8 = 3 \text{ octets}$$

- Le poids de l'image est ainsi égal à : $307200 \times 3 = 921600 \text{ octets}$

$$921600 / 1024 = 900 \text{ Ko}$$

Voici quelques exemples (en considérant que l'image n'est pas compressée) :

| Définition de l'image | Noir et blanc (1 bit) | 256 couleurs (8 bits) | 65000 couleurs (16 bits) | True color (24 bits) |
|-----------------------|-----------------------|-----------------------|--------------------------|----------------------|
| 320x200 | 7.8 Ko | 62.5 Ko | 125 Ko | 187.5 Ko |
| 640x480 | 37.5 Ko | 300 Ko | 600 Ko | 900 Ko |
| 800x600 | 58.6 Ko | 468.7 Ko | 937.5 Ko | 1.4 Mo |
| 1024x768 | 96 Ko | 768 Ko | 1.5 Mo | 2.3 Mo |

Tableau III.1: Tableau comparatif entre tailles des images

Cela explique la mémoire vidéo que nécessite votre carte graphique en fonction de la résolution de l'écran (nombre de points affichés) et du nombre de couleurs. On voit sur l'exemple qu'il faut une carte ayant 4Mo de mémoire vidéo pour pouvoir afficher une résolution de 1024x768 en true color...

III.5.4. Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'une image.

La résolution est exprimée en unité de mesure (pouce ou centimètre) par nombre de pixels.

III.5.5 .Histogramme

C'est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image (figure.III.2). Il peut être utile dans les cas suivants :

- Pour diminuer l'erreur de quantification ;
- Pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents ;
- Pour améliorer certaines propriétés d'une image (rehaussement) pour en tirer des informations utiles.

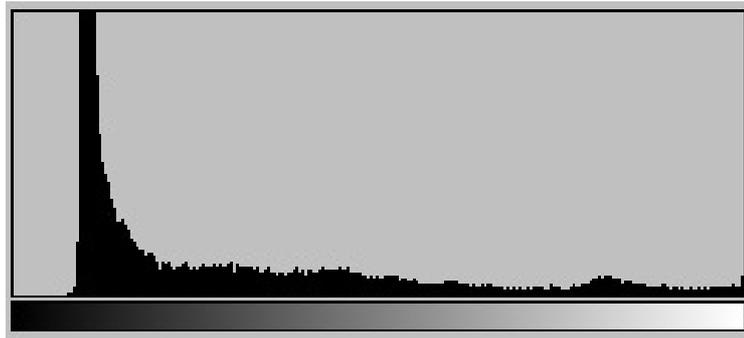


Figure III.2: histogramme des niveaux de gris

III.5.6. Luminance

C'est la variation d'intensité lumineuse ou le degré de luminosité des points de l'image, une bonne luminance se caractérise par :

- De l'image brillante
- Un bon contraste
- L'absence de parasites

III.5.7. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions juxtaposées d'une image, plus précisément les régions sombres et les régions claires de cette image, il est défini en fonction des luminances L_i et L_{i+1} de deux zones de l'image.

$$c = \frac{l_i - l_{i+1}}{l_i + l_{i+1}} \quad (\text{III.1})$$

III.6. Images a niveau de gris

La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires, on peut donc dire que chaque pixel de l'image correspond à une quantité de lumière renvoyée comprise entre 0 et 255.

III.7. Images en couleurs

L'image est obtenue par superposition de trois rayonnements lumineux: le rouge (R), le vert (V) et le bleu (B) (figure.III.3). Dans le cas d'un écran cathodique, ces 3 rayonnements sont obtenus en bombardant les luminophores photosensibles de l'écran. Mais il existe plusieurs standards de représentation de couleur ont nous allons citer quelques uns dans le paragraphe qui va suivre.

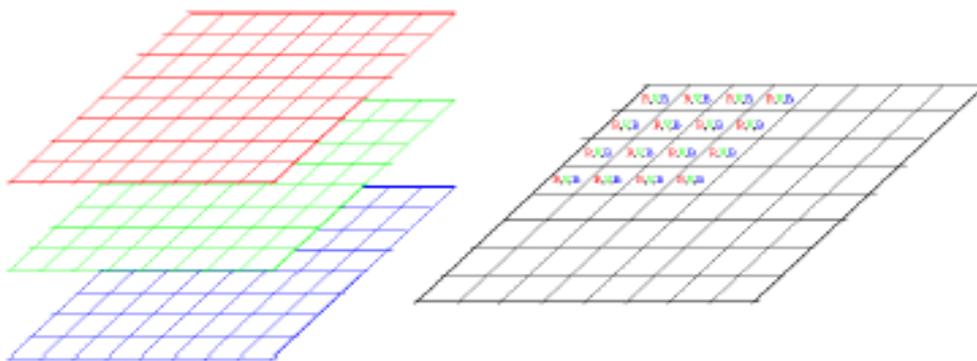


Figure III.3: Image à base de RGB

III.7.1. Représentations de la couleur

En informatique, il est essentiel de disposer d'un moyen de choisir une couleur parmi toutes celles utilisables. Or la gamme de couleur possible est très vaste et la chaîne de traitement de l'image passe par différents périphériques: par exemple un numériseur (scanner), puis un logiciel de retouche d'image et enfin une imprimante. Il est donc nécessaire de pouvoir représenter faiblement la couleur afin de s'assurer de la cohérence entre ces différents périphériques.

On appelle ainsi *espace de couleurs* la représentation mathématique d'un ensemble de couleurs.

Il en existe plusieurs, parmi lesquels les plus connus sont :

- Le codage RVB (*Rouge, Vert, Bleu*, en anglais RGB, *Red, Green, Blue*).
- Le codage TSL (*Teinte, Saturation, Luminance*, en anglais HSL, *Hue, Saturation, Luminance*).
- Le codage CMYK.
- Le codage CIE.
- Le codage YUV.
- Le codage YIQ.

III.7.1.1. Codage RGB

Le codage RGB correspond à la façon dont les couleurs sont codées numériquement, ou plus exactement à la manière dont les tubes cathodiques des écrans d'ordinateurs représentent les couleurs. Il consiste à affecter une valeur à chaque composante de Rouge, de Vert et de Bleu.

Ainsi, le modèle RGB propose de coder sur un octet chaque composante de couleur, ce qui correspond à 256 intensités de rouge (2^8), 256 intensités de vert et 256 intensités de bleu, soient 16777216 possibilités théoriques de couleurs différentes, c'est-à-dire plus que ne peut en discerner l'oeil humain (environ 2 millions). Toutefois, cette valeur n'est que théorique car elle dépend fortement du matériel d'affichage utilisé.

Etant donné que le codage RGB repose sur trois composantes proposant la même gamme de valeur, on le représente généralement graphiquement par un cube dont chacun des axes correspond à une couleur primaire (figure. III.4) :

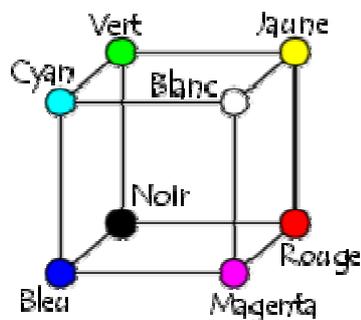


Figure III.4: Cube du couleur primaire RGB

III.8. Principaux formats de fichier

Les formats sont présentés dans le tableau III.3.

| Format | Compression des données | Nb de couleurs | Format propriétaire | Usage |
|---------------|--|---------------------------|----------------------------|---|
| BMP | Non compressé | de 2 à 16 millions | Non | Image non dégradée mais très lourde. Stockage |
| JPEG | Réglable, avec perte de qualité. Plus la compression est importante, plus l'image est dégradée. format destructeur | 16 millions | Non, libre de droits | Tous usages, selon compression. Images "naturelles". |
| GIF | Oui, sans perte de qualité | de 2 à 256 avec palette. | Brevet Unisys | Logos et Internet. Supporte les animations et la transparence. |
| TIFF | Réglable, au choix sans perte ou avec perte de qualité | 16 millions | Brevet Aldus corporation | Tous sauf Internet |
| PNG | Oui, sans perte de qualité | de 2 à 256 ou 16 millions | Non, libre de droits | Tous, recommandé Internet mais incompatible avec les navigateurs anciens. Supporte la transparence. |

Tableau III.3: formats et caractéristiques des fichiers 'images

III.9. Réseaux de neurones

III.9.1. Modélisation

C'est à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés [62]. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce titre ils peuvent être décrits par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants.

III.9.2. Neurone formel

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont.

A chacune de ces entrées est associé un poids w , abréviation de weight (poids en anglais) 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 aval. A chaque connexion est associé un poids.

“Un neurone formel fait une somme pondérée des potentiels d'actions qui lui proviennent des autres neurones, puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette sommation dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien.”

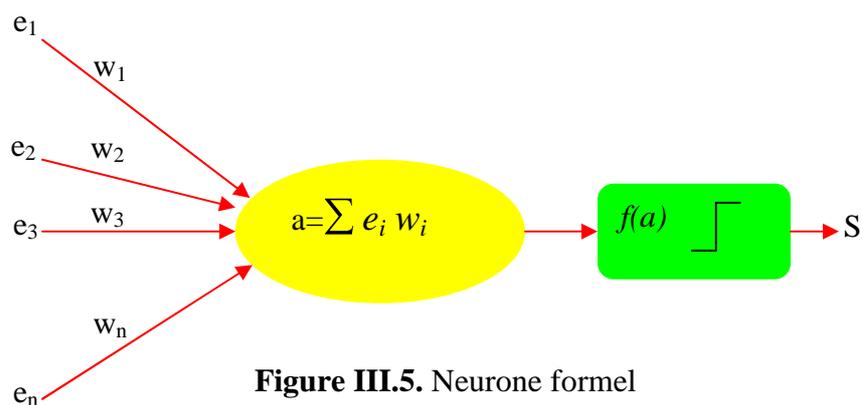


Figure III.5. Neurone formel

III.9.3. Fonction d'activation

Il est clair que la fonction d'activation joue un rôle très important dans le comportement du neurone. Elle retourne une valeur représentatif de l'activation du neurone, cette fonction a comme paramètre la somme pondéré des entrés ainsi que le seuil d'activation.

La nature de cette fonction diffère selon le réseau où on compte divers types, parmi elles:

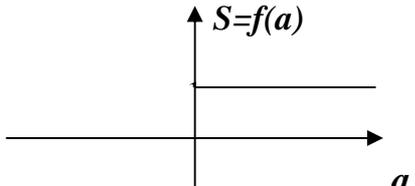
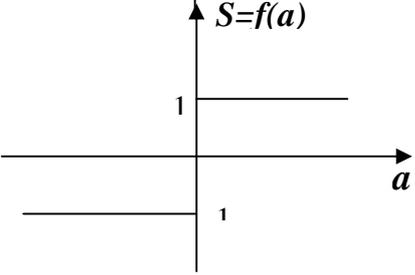
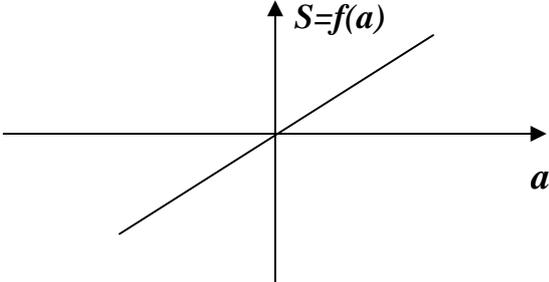
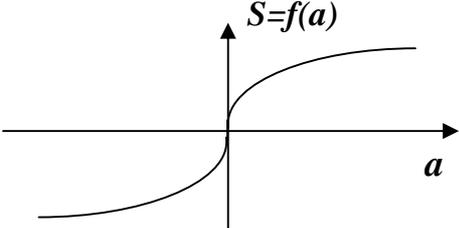
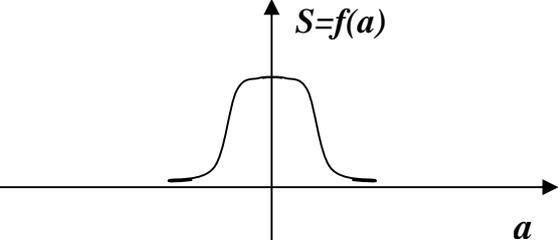
| | |
|--|--|
| <p><u>Fonction de Heaviside (seuil) :</u></p> $S = \begin{cases} 1 & \text{si } a \geq 0 \\ 0 & \text{si } a < 0 \end{cases}$ |  |
| <p><u>Fonction signe :</u></p> $S = \begin{cases} 1 & \text{si } a \geq 0 \\ -1 & \text{si } a < 0 \end{cases}$ |  |
| <p><u>Fonction linéaire :</u></p> $S = \lambda a$ |  |
| <p><u>Fonction sigmoïde :</u></p> $S = th(a)$ |  |
| <p><u>Fonction gaussienne :</u></p> $S = exp(-a^2/\sigma)$ |  |

Tableau III.4: Fonctions d'activations

III.9.4. Types de réseaux de neurones

Il existe plusieurs types de réseaux de neurones permis les quelles ou peut citer :

1. Perceptron (P) un ou plusieurs (adaline) neurones formels sur une seule couche
2. Réseaux statistiques « type feed forward » (FFNR) avec multicouches sans bouclage des sorties à la première couche
3. Réseaux statique type « Radial Basis Fonctions(RBF) » avec une couche sans bouclage des sorties à la première couche.
 - 3.1. Réseaux à régression généralisée (Generalized regression neural network (GRNN)).
 - 3.2. Réseaux probabilistes (probabilistic neural networks (PNN))
4. Réseaux partiellement récurrents «feed forwark» (Elman ou Jourdan) avec multicouches ou uniquement les sorties sont bouclées à la premierre couche
5. Réseaux récurrents mono-couche à connexité totale (Réseaux associatifs)
6. Réseaux compétitifs (Self-Organizing and Learning vector Quantization Nets)
7. Réseaux dynamique

III.9.5. Réseaux de neurones GRNN

Le réseau de neurones GRNN (*Generalized Regression Neural Network*) a une architecture assez semblable à celle des réseaux de neurones à base radiale (*Radial Basis Networks ou RBF*). Il possède deux couches de neurones. Les neurones de la couche cachée ont une fonction de transfert à base radiale ($a=e^{-n^2}$) et les deux neurones de la couche de sortie ont une fonction de transfert linéaire ($a=n$). Le nombre de neurones sur la couche cachée est égale au nombre de signatures utilisées pour l'entraînement. Tout comme le réseau MLP, le réseau GRNN doit être entraîné avant d'être utilisé [53,65].

Pour l'entraîner, il faut fixer un unique paramètre : « spread ». Comme sur la couche cachée, il y a autant de neurones que de signatures, le réseau GRNN assigne un neurone à chaque signature. Ce neurone possède une zone d'influence, dont le rayon est fonction du paramètre « spread », autour de la signature correspondante. Plus le paramètre « spread » est faible, plus le neurone mémorise bien la signature qui lui a été assignée. Le réseau GRNN donne alors une excellente précision lorsque la signature à l'entrée est une des signatures apprises (bonne capacité à mémoriser). Mais, plus le réseau GRNN mémorise bien, moins il

généralise c'est-à-dire qu'il donne une faible précision quand la signature à l'entrée n'a pas été apprise. Un compromis doit donc être fait en fixant la valeur du paramètre « spread ».

L'algorithme utilisé pour l'apprentissage du réseau GRNN est beaucoup plus simple que celui utilisé pour l'apprentissage du réseau MLP; il s'ensuit donc un temps d'apprentissage beaucoup moins long pour le réseau GRNN. Celui-ci dépend aussi du nombre de données d'apprentissage. La précision donnée par le réseau GRNN, contrairement au réseau MLP, n'est pas fonction des valeurs initiales de ses poids et biais.

III.9.6. Apprentissage

III.9.6.1. Définition

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

Dans les algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions [63].

III.9.6.2. Protocoles d'apprentissages

Presque la totalité des réseaux de neurones ont en commun un même protocole d'apprentissage celui-ci comporte quatre étapes :

- ▶ **Etape 1** : Initialisation des poids synaptiques avec des petites valeurs aléatoires.
- ▶ **Etape 2** : Présentation de paramètres d'entrée et propagation de l'activation des neurones.
- ▶ **Etape 3** : Calcul de l'erreur, dans le cas d'un apprentissage supervisé cette erreur dépend de la différence entre l'activation des neurones et les données de référence
- ▶ **Etape 4** : Calcul du vecteur de correction à partir des valeurs des erreurs, avec lequel on effectue la correction des poids synaptiques.

Les étapes 2-3-4 sont répétées jusqu'à la fin de l'apprentissage.

III.9.6.3. Type d'apprentissage

Les techniques d'apprentissage se subdivisent en trois grandes familles :

III.9.6.3.1. Apprentissage non supervisé

Dans un apprentissage non supervisé le réseau ne dispose pas d'un comportement de référence mais la modification des poids est fonction d'un comportement local.

III.9.6.3.2. Apprentissage supervisé

Dans cette apprentissage nous supposons que chaque observation d'entrée lui est associée une sortie désirée.

Ainsi pour chaque propagation des activations lors de la présentation de l'entrée une sortie sera générée. Celle-ci sera comparée à la sortie attendue par la suite.

Cette comparaison déterminera l'erreur du réseau pour chaque entrée.

$$D(t) = (d_{i_1}, d_{i_2}, \dots, d_{i_s}) \quad i_k \in S \quad : \text{valeurs des sorties désirées.}$$

$$A(t) = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_s}) \quad i_k \in S \quad : \text{valeurs des sorties obtenues.}$$

$$E(t) = (e_{i_1}, e_{i_2}, \dots, e_{i_s}) \quad i_k \in S \quad : \text{erreur du réseau.}$$

$$e_{i_k} = f_E(a_{i_k}, d_{i_k}) \quad i_k \in S$$

f_E : c'est la fonction d'erreur qui fait la comparaison (supervision).

Il est évident que si l'on veut obtenir un comportement adéquat du réseau il faut minimisée l'erreur du réseau.

Cela sera fait par approximation successive, tout en modifiant les valeurs des poids synaptiques du réseau.

Ainsi nous avons :

$$\Delta W = f_W(W, E, \eta). \quad : \text{Correction des poids.}$$

ΔW est fonction des poids W_{ij} , de l'erreur E ainsi que d'un paramètre η appelé pas d'apprentissage.

Les règles de l'apprentissage supervisé sont des descentes de gradient. Si l'erreur « E » a des solutions qui peuvent être évaluée par une valeur scalaire, nous pouvons définir une surface d'erreur ou chaque point représente une solution possible qui lui est associée une hauteur déterminée par la grandeur de son erreur.

Donc, la tâche à accomplir est de progresser de solution en solution tout en minimisant l'erreur à chaque pas.

Ceci revient à choisir une solution dans chaque étape dans la direction inverse du gradient de « E ».

Ainsi, la solution finale aura la plus petite erreur (localement), donc un gradient tendant vers zéro.

Deux hypothèses doivent être faites sur la nature de la surface :

- La continuité

La continuité de la surface doit être assurée, car dans le cas contraire la recherche ne peut aboutir à une solution, ce qui est exprimé par la connectivité de graph de solution, d'autres méthodes hybrides pour remédier à cet inconvénient ont été proposées [56].

- Les minimums doivent être acceptables

Car la solution obtenue par la suite risque d'être loin de la solution optimale si nous nous trouvons dans un minimum local.

Cette dernière hypothèse est l'une des faiblesses les plus importantes de cette technique de recherche [64].

Vue la complexité de la surface d'erreur, elle peut comprendre des minima locaux de l'erreur et cela bien au-dessus de l'erreur optimale.

La vérification d'une solution ne peut être effectuée, car la forme de la surface de l'erreur est méconnaissable.

Divers solutions ad-hoc ont été utilisées pour palier ses inconvénients parmi elles :

- Recherche stochastique dite de: «Monté-Carlo ».
- Modification des pas d'apprentissages, et cela lorsqu'on se trouve dans un minimum locale, nous modifions la valeur du pas de façon à «ce débloquent» et à continuer l'apprentissage.

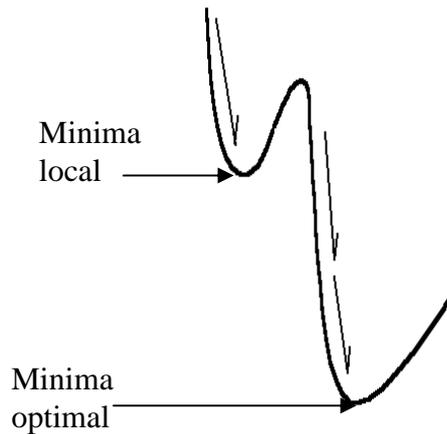


Figure III.6: Surface d'erreur avec un minima local

- *Descente stochastique*

Elle a été proposée par WINDROW et HOFF dans les années 60. Au lieu de minimiser l'erreur globale due à l'ensemble des vecteurs d'apprentissage, ils ont proposé de minimiser itérativement l'erreur due à chaque exemple d'apprentissage. Mathématiquement on cherche à minimiser itérativement chaque terme de la somme au lieu de minimiser la somme.

III.9.6.3.3. Apprentissage semi-supervisé

Cette technique est fondée sur l'observation quand on ne dispose pas, dans un grand nombre de situations, d'un comportement de référence précis. En effet, dans plusieurs cas, on dispose tout au plus d'une évaluation qualitative du comportement du système (par exemple correct ou incorrect) [65].

III.9.6.2. Règles d'apprentissage

Les approches d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels sont nombreux et dans ce qui suit on abordera l'une de ces lois considérée comme l'une des plus anciennes qui est la loi de Hebb.

- **Loi de Hebb**

La loi de Hebb (1949) s'applique aux connexions entre neurones, Elle s'exprime de la façon suivante :

"Si 2 cellules sont activées en même temps alors la force de la connexion augmente".

La modification de poids dépend de la coactivation des neurones pré synaptique et post synaptique, ainsi que le montre la table 1. x_i et x_j sont respectivement les valeurs d'activation des neurones i et j , $\sum w_{ij}$ (dérivée partielle du poids) correspond à la modification de poids réalisée.

| x_i | x_j | $\sum w_{ij}$ |
|-------|-------|---------------|
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | + |

Tableau III.3: Loi de Hebb

La loi de Hebb peut être modélisée par les équations suivantes ($w(t+1)$ est le nouveau poids, $w_{ij}(t)$ l'ancien) :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \sum w_{ij}(t)$$

$$\sum w_{ij}(t) = x_i \cdot x_j \text{ (la coactivité est modélisée comme le produit des deux valeurs d'activation)}$$

L'algorithme d'apprentissage modifie de façon itérative (petit à petit) les poids pour adapter la réponse obtenue à la réponse désirée. Il s'agit en fait de modifier les poids lorsqu'il y a erreur seulement.

1/ Initialisation des poids et du seuil S à des valeurs (petites) choisies au hasard.

2/ Présentation d'une entrée $E_1 = (e_1, \dots, e_n)$ de la base d'apprentissage.

3/ Calcul de la sortie obtenue x pour cette entrée :

$a = \sum (w_i \cdot e_i) - S$ (la valeur de seuil est introduite ici dans le calcul de la somme pondérée)

$x = \text{signe}(a)$ (si $a > 0$ alors $x = +1$ sinon $a = 0$ alors $x = -1$)

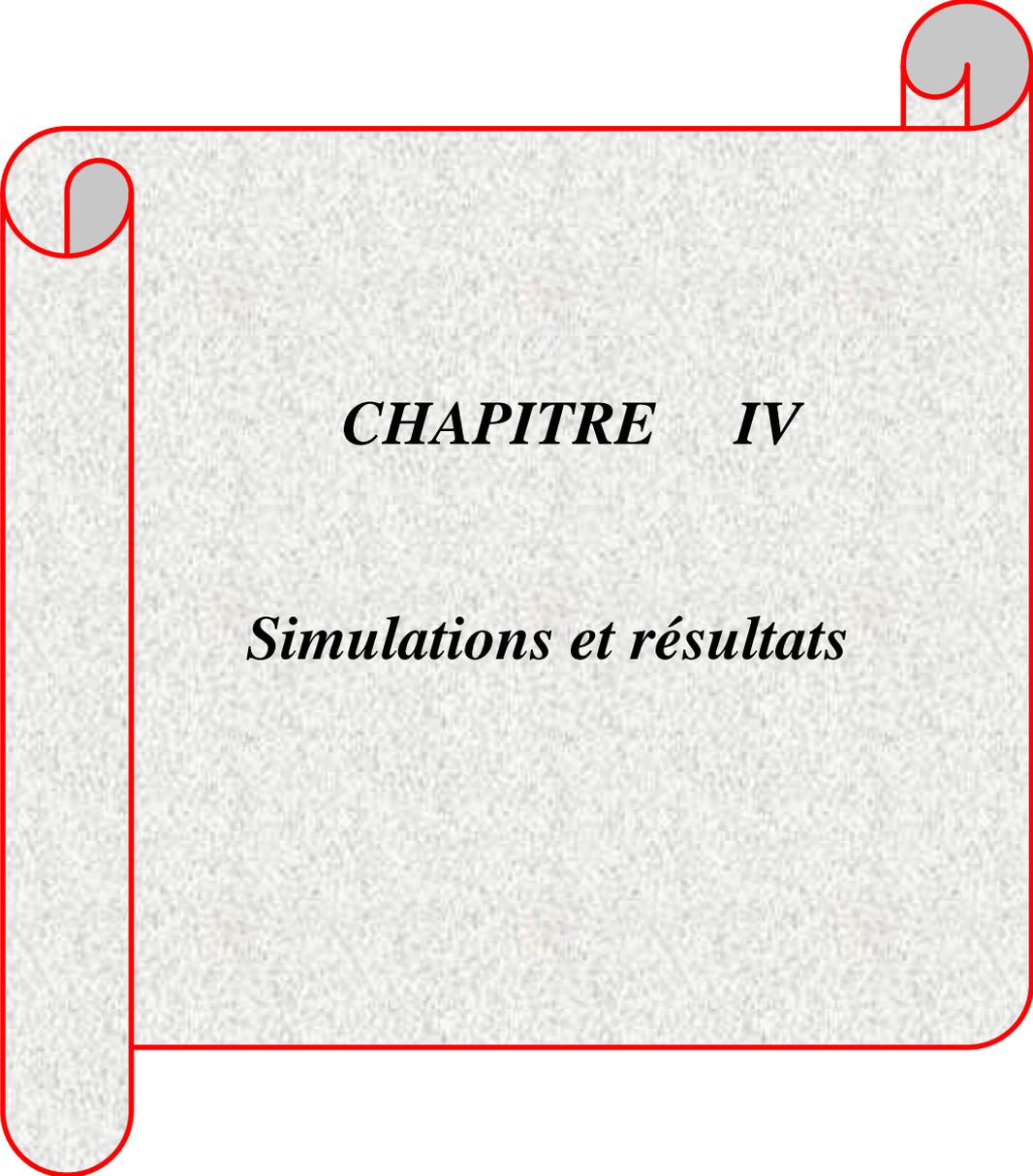
4/ Si la sortie x est différente de la sortie désirée d_l pour cet exemple d'entrée E_l alors modification des poids (μ est une constante positive, qui spécifie le pas de modification des poids) :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \mu \cdot (x_i \cdot x_j)$$

5/ Tant que tous les exemples de la base d'apprentissage ne sont pas traités correctement (i.e. modification des poids), retour à l'étape 2

III.10. Conclusion

Dans ce chapitre on a abordé les concepts de base du traitement d'image ainsi que les réseaux de neurones artificiels, ces deux approches sont largement utilisées dans plusieurs domaines d'application d'où leur importance primordiale à la modélisation. L'introduction de ces méthodes pour l'analyse des diagrammes de phase binaires peut aider mieux à la compréhension et l'extraction des paramètres pertinents.



CHAPITRE IV

Simulations et résultats

IV.1. Introduction

Notre objectif dans ce chapitre est le développement de deux outils de modélisation et d'analyse assistée par ordinateur dédiés aux diagrammes de phase binaires, le premier outil est basé sur la logique floue, tandis que le deuxième est basé sur le traitement d'image. Dans ce chapitre, on commence par la présentation des approches proposées ainsi que les diagrammes binaires utilisés comme prototypes de validation et on termine par la validation et la comparaison de l'applicabilité des deux approches proposées. Pour entreprendre les deux approches, nous avons choisi l'environnement MATLAB.

IV.2. Approches proposées

IV.2.1. Approche logique floue

Les étapes suivies pour l'obtention d'un modèle équivalent à un diagramme binaire sont illustrées sur la figure suivante, en se basant sur les concepts de base de la logique floue.

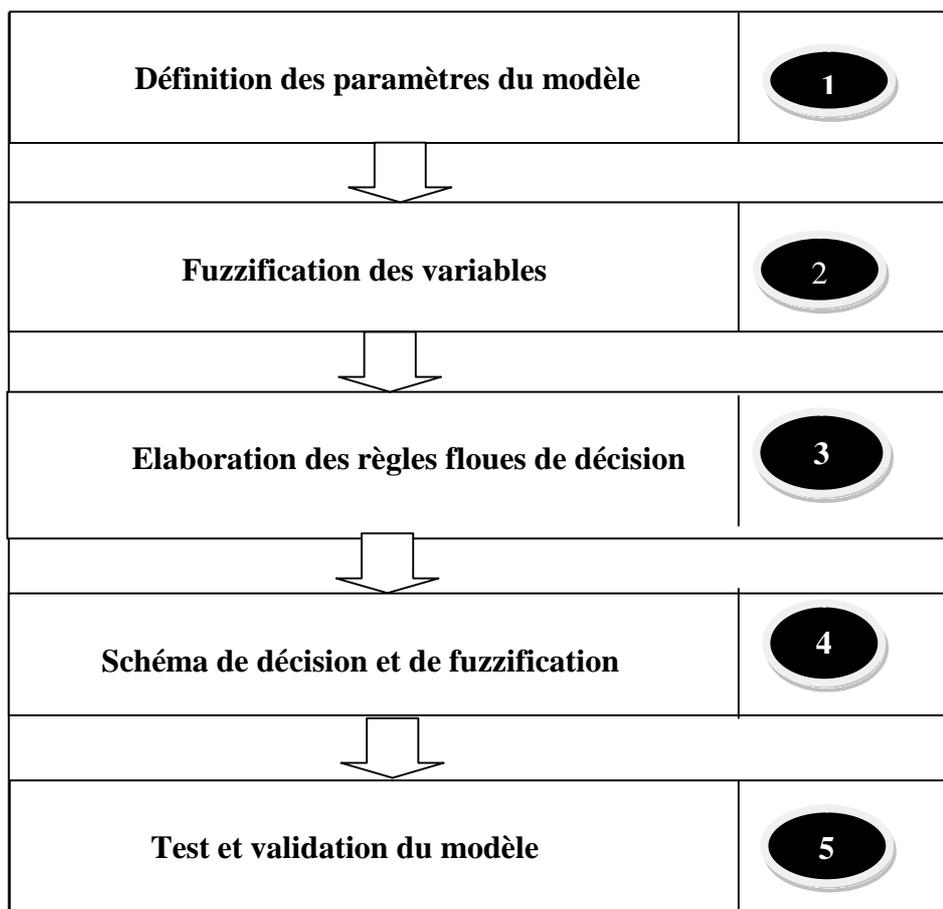


Figure IV.1: Structure d'un système d'inférence flou

IV.2.1.1. Définition des paramètres du modèle

Un diagramme binaire peut être caractérisé seulement par deux paramètres : la température T et la concentration de l'un des éléments C. Donc un point sur le plan du diagramme est complètement défini par ces deux variables et nous détermine d'une façon unique la phase à laquelle appartient.

IV.2.1.2.2. Fuzzification des variables

Dans cette phase on affecte à chaque paramètre sélectionné un ou plusieurs ensembles flous et on choisit les fonctions d'appartenance qui reflètent la réalité. Par exemple dans le cas de la température, on a affecté quatre ensembles flous : faible, Moyen, Elevée et Très Elevée et pour chaque ensemble est associée une fonction d'appartenance convenable.

IV.2.1.3. Élaboration des règles floues de décision

C'est une phase très importante dans la construction du modèle et elle nécessite l'intervention de l'expertise humaine. Dans notre diagramme on a élaboré 14 règles floues déduites à partir du diagramme qui seront décrites par la suite .

IV.2.1.4. Schéma de déduction et defuzzification

Le schéma de déduction est comme suit :

- Initialement on a des valeurs réelles de la température et de la concentration de B.
- Ces valeurs sont converties en degrés d'appartenances à l'aide des fonctions, cette tâche est achevée pour chaque règle floue.
- Les prémisses des règles sont alors calculées en utilisant les opérations de base floues.
- A l'aide des implications on peut déterminer les fonctions d'appartenances résultantes.
- Par l'opération d'agrégation on obtient la fonction d'appartenance pour la totalité des règles.
- Le passage de la fonction d'appartenance totale vers l'indice de la phase est achevé par le biais de la defuzzification.

Il est à noter que les coefficients de pondération pour les règles floues sont égaux à 1, mais si on veut privilégier une règle par rapport aux autres on peut affecter un coefficient compris entre 0 et 1 ce qui sera faite par la suite.

L'architecture globale du schéma de déduction est représentée sur la figure ci-dessous ;

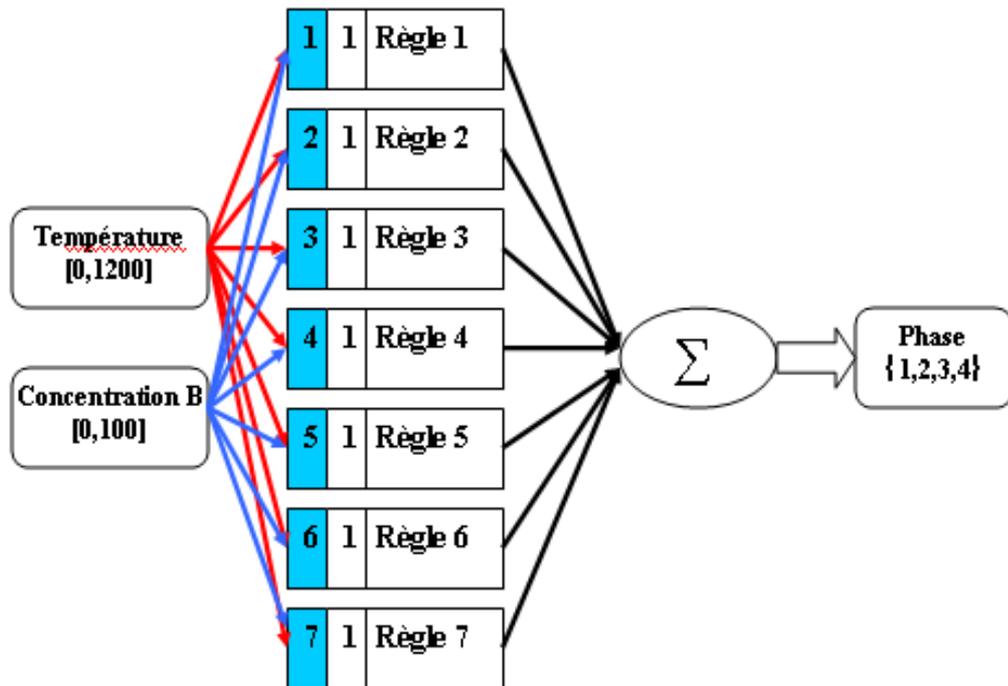


Figure. IV.2: Schéma de déduction

Comme le résultat d'agrégation des implications floues est un ensemble flou, donc on a besoin d'une technique qui permettra l'obtention d'une valeur unique.

Parmi les méthodes de defuzzification les plus utilisées on trouve celle du centre de gravité, mais il existe d'autres méthodes telles que Min-Max. Le principe de la méthode est indiqué sur la figure IV.3



Figure IV.3: Opération de defuzzification

IV.2.1.5. Tests et validation du modèle

Dans le but de valider notre modèle, on injecte des valeurs différentes de la température et le pourcentage de B, par la suite on compare les résultats avec ceux donnés par le diagramme binaire originale.

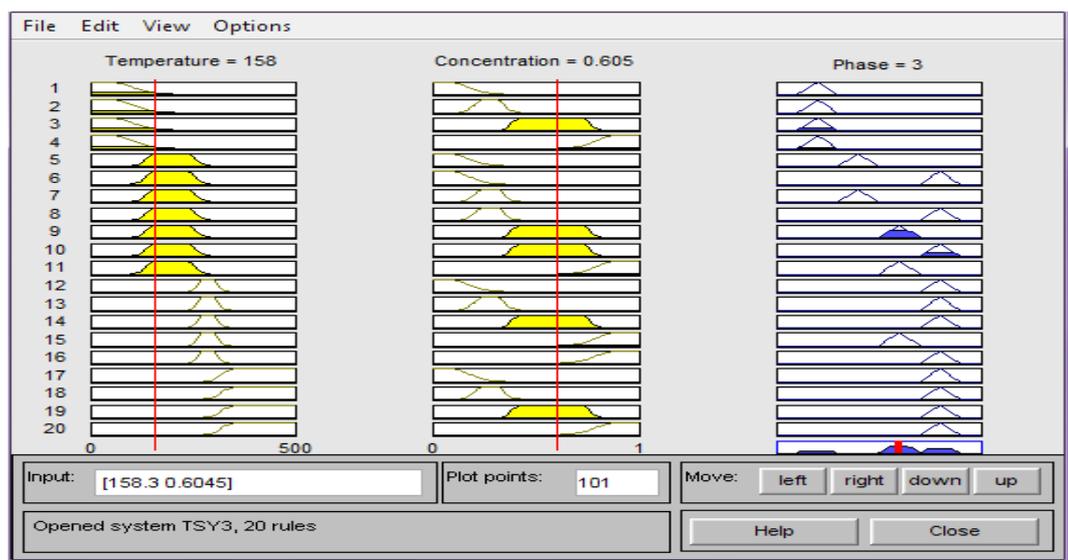


Figure IV.4: Test du modèle avec $T=158$ et $B\%=60$

IV.3. Application de l'approche traitement d'image pour les diagrammes de phase binaires

IV.3.1. Description des étapes de l'approche

L'organigramme des enchaînements des actions de l'utilisateur est donné par la figure suivante :

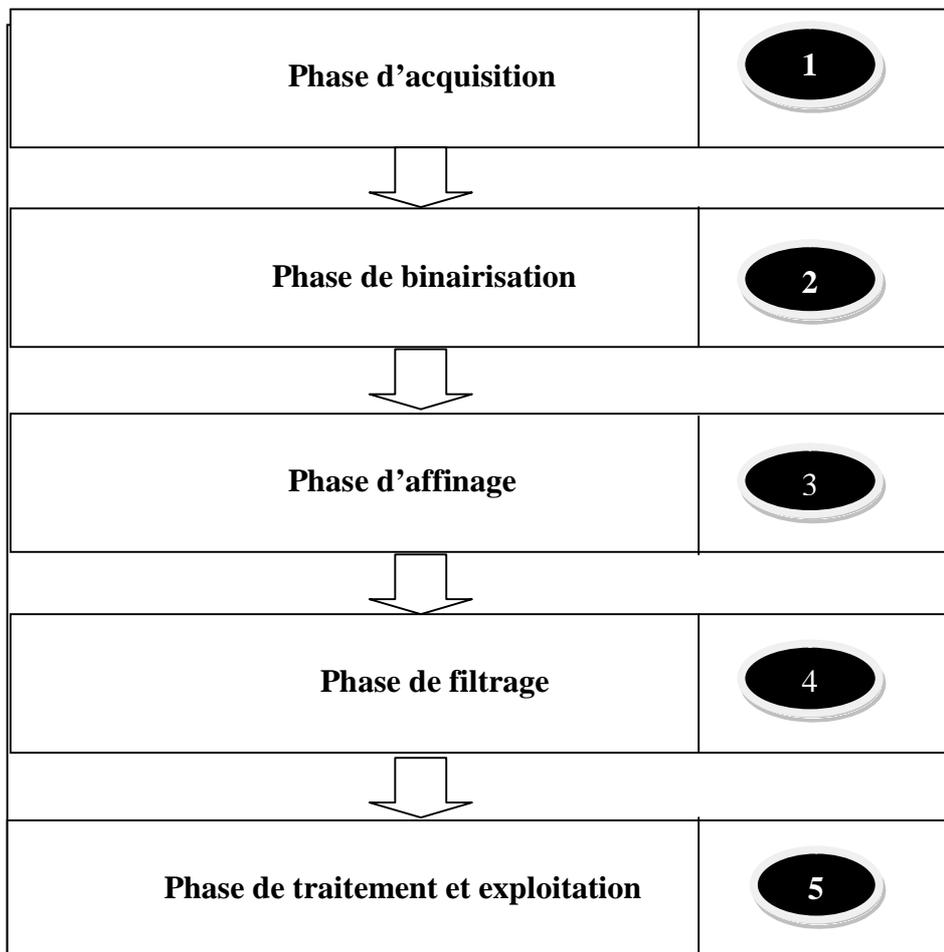


Figure IV.5: Organigramme des actions à exécuter en cascade dans l'application

IV.3.2. Phase d'acquisition

L'acquisition du diagramme de phase est réalisée à l'aide d'un appareil scanner qui permet le passage du schéma réel physique vers la structure image. Cette image peut être sous plusieurs extensions (JPG, BMP, TIF, ...etc.) qui se diffèrent en espace mémoire réservée et le format de représentation. La méthode RGB utilisée universellement est basée sur une

matrice de dimension $N \times M \times 3$ et de type double, les éléments (i,j) indique la position en pixel tendit que les éléments $(i,j,1 :3)$ nous donne la valeur des couleurs rouge, vert et bleu qui sont comprises entre $[0,255]$ ce qui permet d'aller jusqu'à $2^{24}=16$ millions de couleurs.

L'inconvénient majeur dans cette phase et l'existence du bruit dans l'image résultante. Ce bruit peut être par exemple dû au scanner et résulte en des pixels aberrantes, donc on doit prendre en considération ces erreurs par la suite pour avoir une meilleur qualité.

IV.3.2.3. Phase de binairisation

Dans cette phase, la transformation de l'image colorée en une image binaire (noire et blanc) est faite; ceci dans le but de minimiser la taille de l'image et les erreurs dues au bruit. La méthode consiste à affecter à chaque pixel une valeur binaire (noire ou blanche) selon un seuil bien déterminé. Ce seuil est calculé en se basant sur plusieurs algorithmes tel que l'algorithme d' 'OTSU', c'est la valeur qui minimise la variance intraclasse des points noirs et blancs.

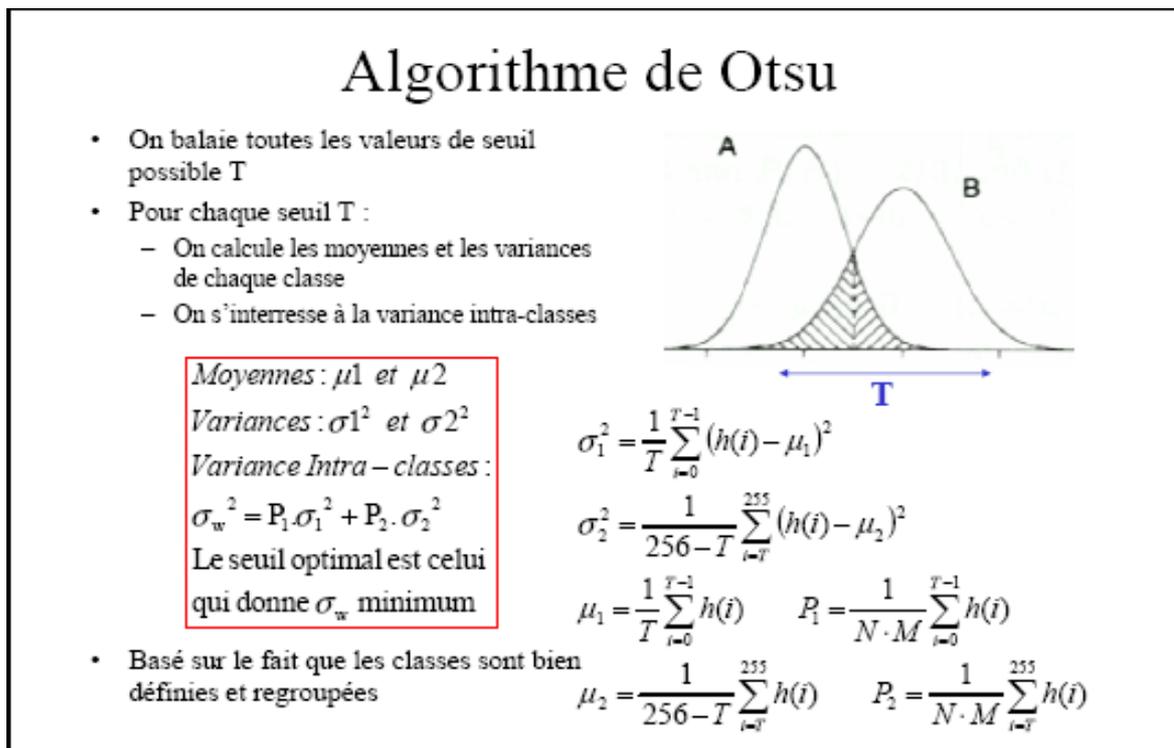


Figure IV.6: Étape de l'algorithme de OTSU pour la détermination du seuil

IV.3.2.4. Phase d'affinage

Cette phase permet de réduire la taille de l'image binaire considérablement, les pixels extérieurs d'une courbe sont éliminés mais sans affecter la connectivité de la courbe, donc l'allure générale du diagramme reste inchangé ainsi que les régions générées par le bruit sont réduites à un pixel isolé ce qui facilite par la suite leur traitement.

IV.3.2.5. Phase de filtrage

C'est la continuité de la phase précédente dans le sens où les pixels isolés générés sont traités à l'aide d'un filtre simple qui permet leur élimination. Le principe du filtre est de calculer pour chaque pixel son voisinage, si l'ensemble des pixels entourant le pixel considéré sont de couleur différente donc la couleur du voisinage est affectée au pixel isolé.



Figure IV.7: Exemple d'un filtre utilisé

L'algorithme de filtrage est comme suit :

Algorithme Filtrage

For i=1,n

 For j=1,m

 If (IM(i-1,j-1)= IM(i-1,j)= IM(i-1,j+1)= IM(i,j+1)= IM(i+1,j+1)= IM(i+1,j) =IM(i+1,j- 1)=
IM(i,j-1)) then IM(i,j)=IM(i,j-1)

 End for

End for

L'environnement MATLAB offre des possibilités pour l'implémentation des filtres plus compliqués et qui peuvent donner des meilleurs résultats.

IV.3.2.6. Phase de traitement et d'analyse

Dans cette phase terminale, différents traitements et analyses sont possibles, l'affichage de l'allure générale du diagramme de phase avec une grille de mesure est donné. Pour les parties non claires ou contenant des discontinuités on peut faire une approximation par la méthode d'interpolation basée sur la minimisation de la somme des erreurs quadratiques pour la fonction joignant ces points dont le but est d'obtenir des informations supplémentaires, comme il est possible d'utiliser des méthodes d'intelligence artificielles telle que les réseaux de neurones. Tout le long de ces traitements, des possibilités de zoom, insertions des notes sur le diagramme, de calcul de la composition du système au voisinage d'un point donné et l'enregistrement ou l'impression sont à la portée de l'utilisateur.

IV.4. Résultats et Interprétations

IV.4.1. Logique floue

Pour l'approche logique floue nous avons choisi le diagramme de phase du système **Cd-Bi**

IV.4.1.1. Caractéristiques des éléments de base du système Cd-Bi

Les propriétés des éléments utilisés pour la modélisation sont illustrées ci-dessous

A. Cadmium

Élément métallique de symbole Cd, blanc, malléable et ductile, le numéro atomique 48, c'est l'élément de transition appartenant au groupe 12, le cadmium a une densité de 8.64 et sa masse atomique est égale à 112.40 [40].

B. Bismuth

Élément métallique, de symbole Bi, et de nuance rosée, de numéro atomique 83, il appartient au groupe 15 du tableau périodique.

Le bismuth se dilate en se solidifiant cette propriété inhabituelle le rend utilisable dans les articles de fontes.

Il a une masse atomique 208.98 et le numéro atomique le plus bas et a une densité de 9.8

IV.4.1.2. Prototype du diagramme de phase binaire utilisé

Dans ce qui suit les concepts de la logique floue sont utilisés pour l'obtention d'un modèle non graphique équivalent au diagramme binaire Cd-Bi (figure IV.8). Le diagramme prototype utilisé ressemble à plusieurs cas réels. On adopte le codage suivant:

- 1: Phase Bi+Cd
- 2: Phase Bi+Liq
- 3: Phase Cd+Liq
- 4: Phase Liq

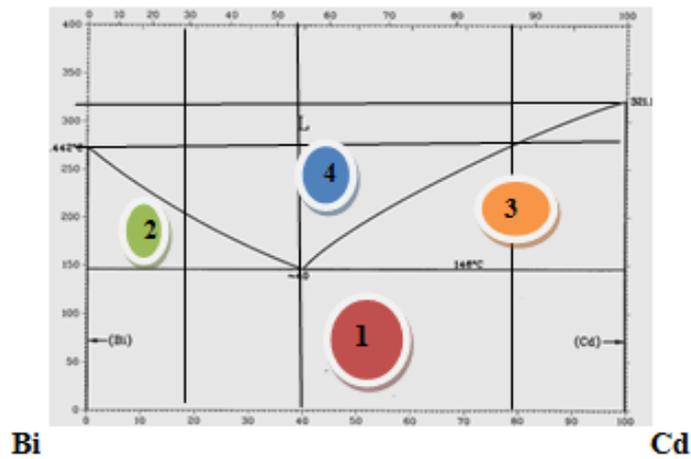


Figure IV.8: Diagramme binaire utilisé pour la modélisation [1]

La figure suivante représente la structure générale du système d'inférence ;

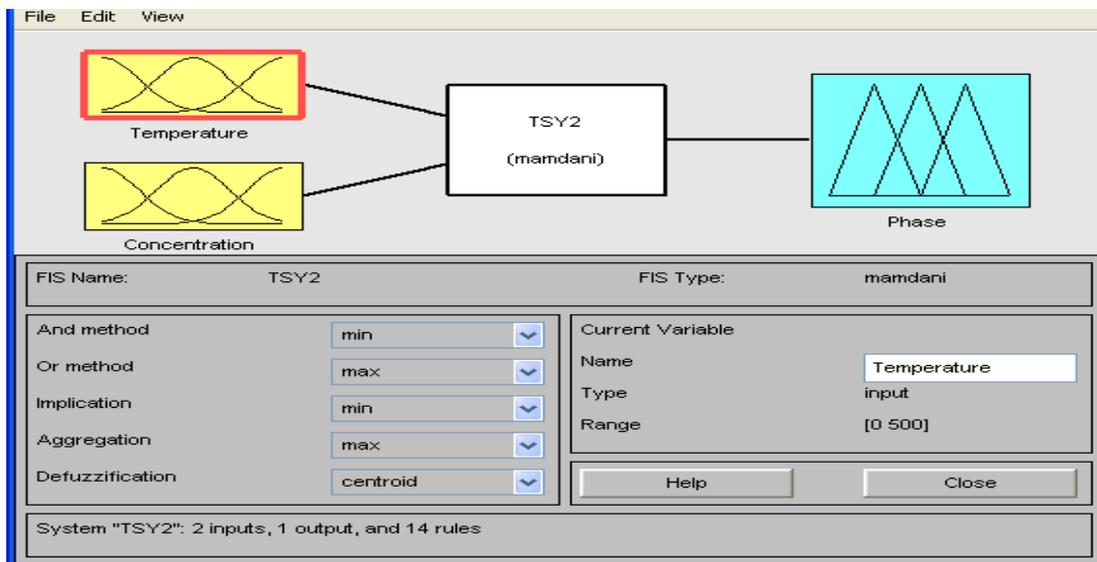


Figure IV.9: Modélisation du diagramme binaire

Les fonctions d'appartenance floues sont supposées de forme gaussienne comme il est démontré sur la figure IV.10, ce qui est très proche de la réalité.

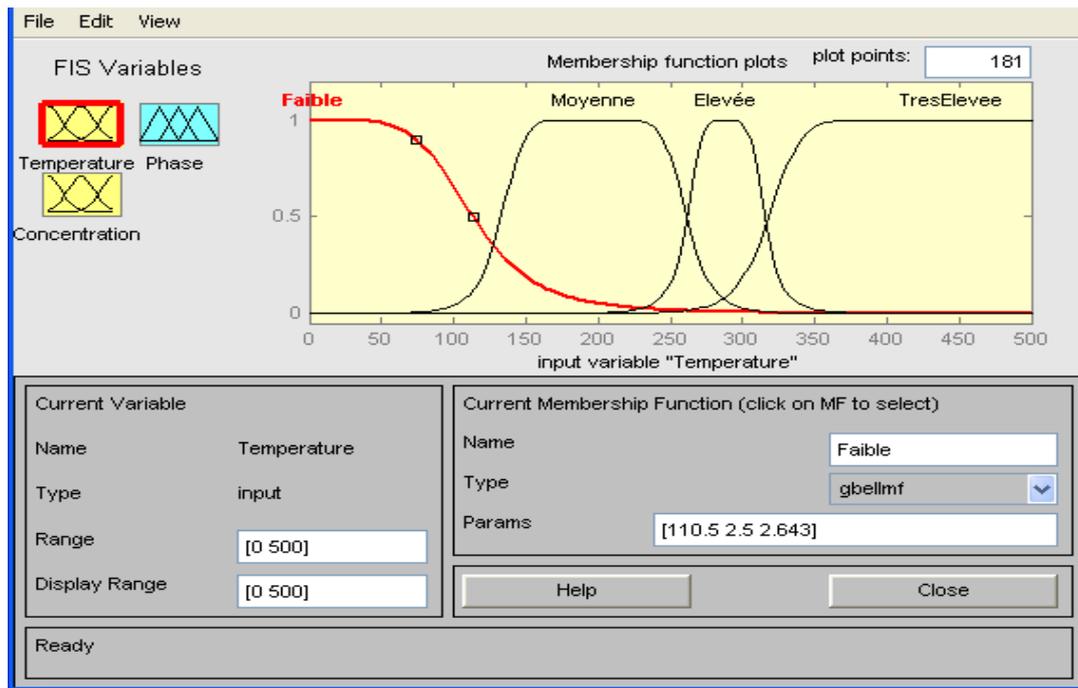


Figure IV.10: Ensembles flous relatifs à la variable température.

Les 14 règles de déductions floues ainsi que la correspondance en 3D avec le diagramme binaire original sont résumées sur les (figures IV.11 et IV.12). Il est à noté que la modification des poids de pondération est utilisé ici pour prendre en considération la dominance d'une phase dans la région considéré.

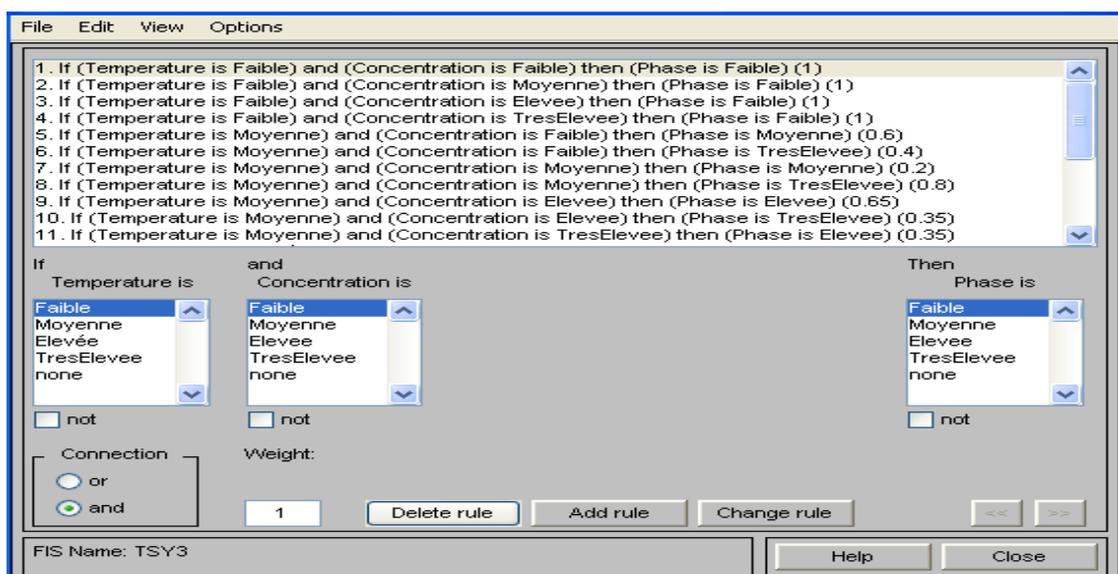


Figure IV.11: Introduction des implications flous pour la modélisation

Les résultats de defuzzification pour la totalité des valeurs de la température [0.500] et la concentration [0.100] en se basent sur les 4 fonctions d'appartenance et les 14 règles de décision

floue sont représentés dans un espace à 3 dimensions ce qui permet d'avoir un modèle décrivant la relation **phase =f (température, concentration)**, d'où la possibilité d'estimer l'affectation des points d'une manière visuelle (Figure IV.12).

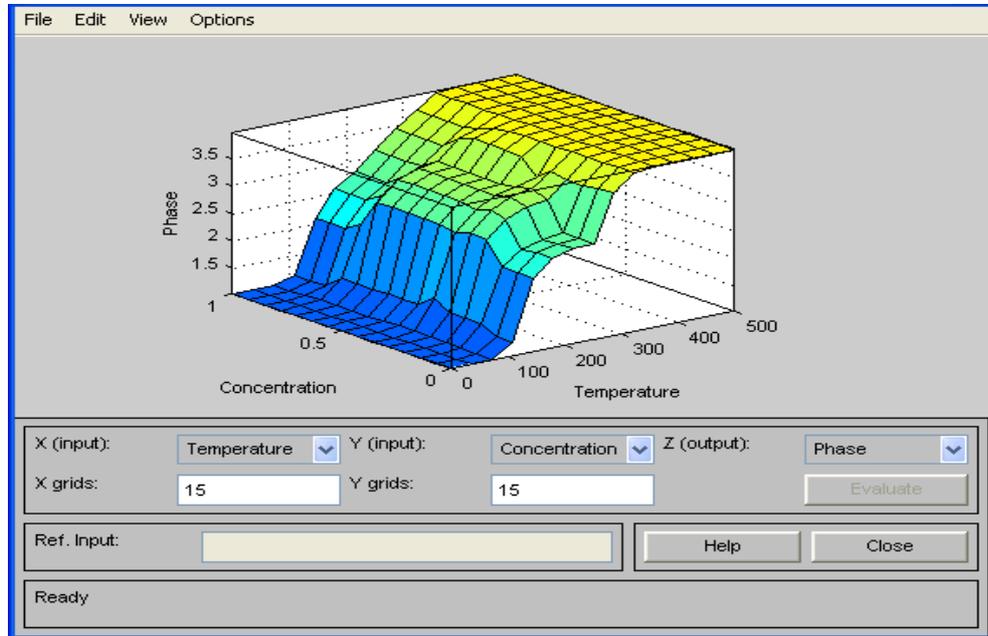


Figure IV.12: Représentation en 3D des règles floues

Les résultats obtenus pour les tests et la validation sont données sur le tableau suivant:

| T | B% | indice | phase |
|------|-------|--------|-------|
| 63.6 | 0.1 | 1.02 | 1 |
| 158 | 0.177 | 2.4 | 2 |
| 204 | 0.76 | 3.15 | 3 |
| 158 | 0.605 | 3 | 3 |
| 296 | 0.44 | 3.8 | 4 |
| 401 | 0.19 | 3.98 | 4 |
| 401 | 0.86 | 3.99 | 4 |
| 310 | 0.177 | 3.87 | 4 |
| 310 | 0.877 | 3.47 | 3 |

Tableau 1: Résultats obtenus pour les tests

Les résultats donnés par le tableau.1 sont illustrés sur la figure originale du diagramme binaire montrant ainsi une bonne concordance entre l'appartenance obtenue par la logique floue et l'appartenance réelle (Figure IV.13).

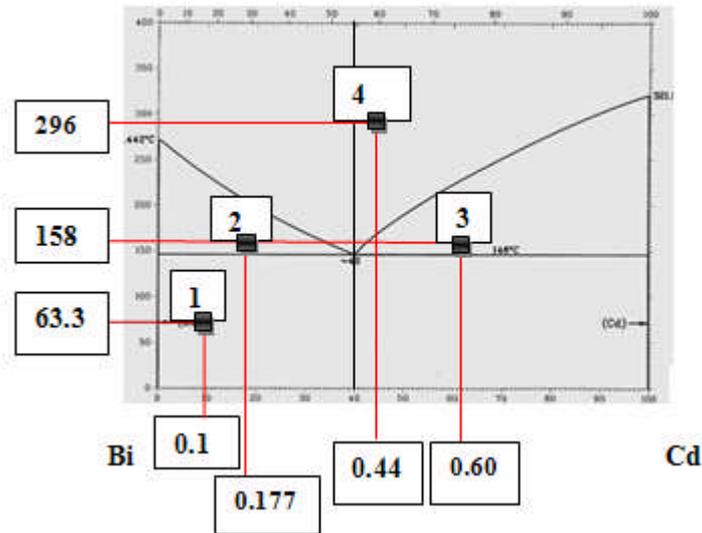


Figure IV.13: Concordance des résultats de l'approche floue avec les résultats expérimentaux

VI.4.2.2 .traitement d'image

Les figures suivantes nous donnent une démonstration sur le déroulement des différentes phases durant l'utilisation de l'outil d'analyse assisté par ordinateur.

IV.4.2.1. Phase d'acquisition

Cette étape permet de restituer (figure IV.14) le diagramme de phase stocké dans sa forme originale.

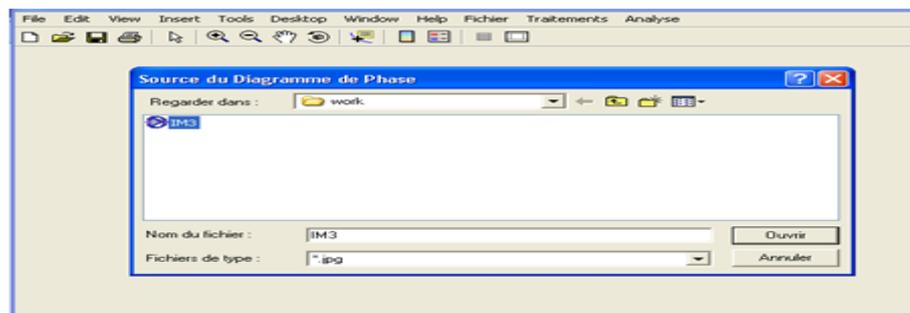


Figure IV.14: Boîte de dialogue pour la sélection de la source du diagramme de phase

Pour cette étude, nous avons opté pour le système Cs-Ge [1].présenté (figure IV.15).

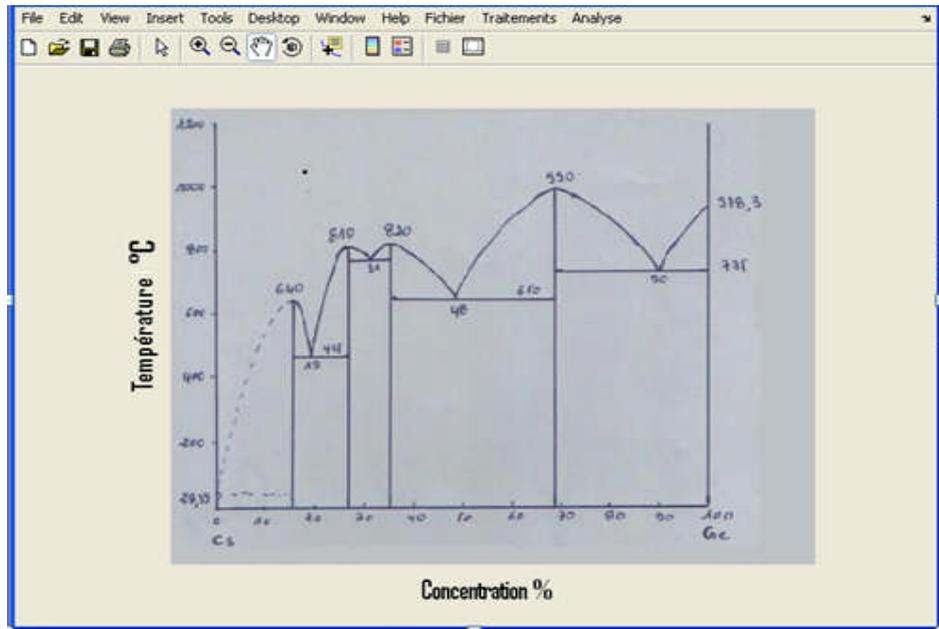


Figure IV.15: Affichage de l'image initiale du diagramme réel Cs-Ge

Le fichier ouvert présentant le diagramme Cs-Ge montre une image floue avec un arrière plan sombre, ainsi que l'existence de bruit reflété par des pixels dans l'arrière plan (Figure IV.16).

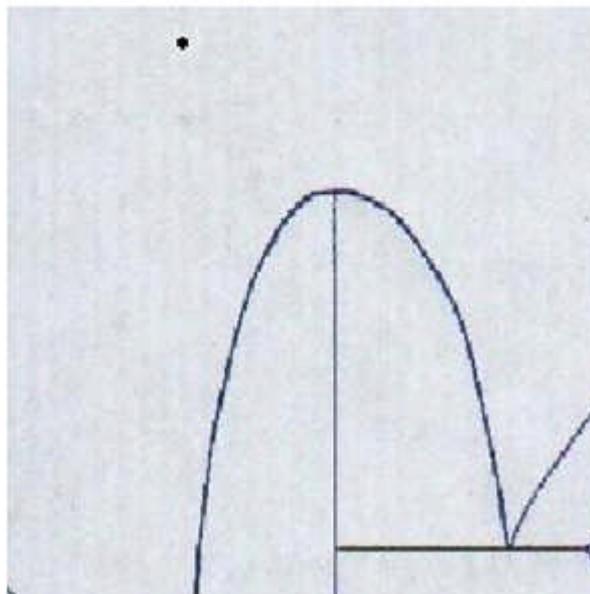


Figure IV.16: Différentes anomalies existantes dans la sources (pixels, arrière plan sombre)

IV.4.2.2. Phase de binairisation

Après la phase de binairisation, le diagramme est plus net (figure IV.16)

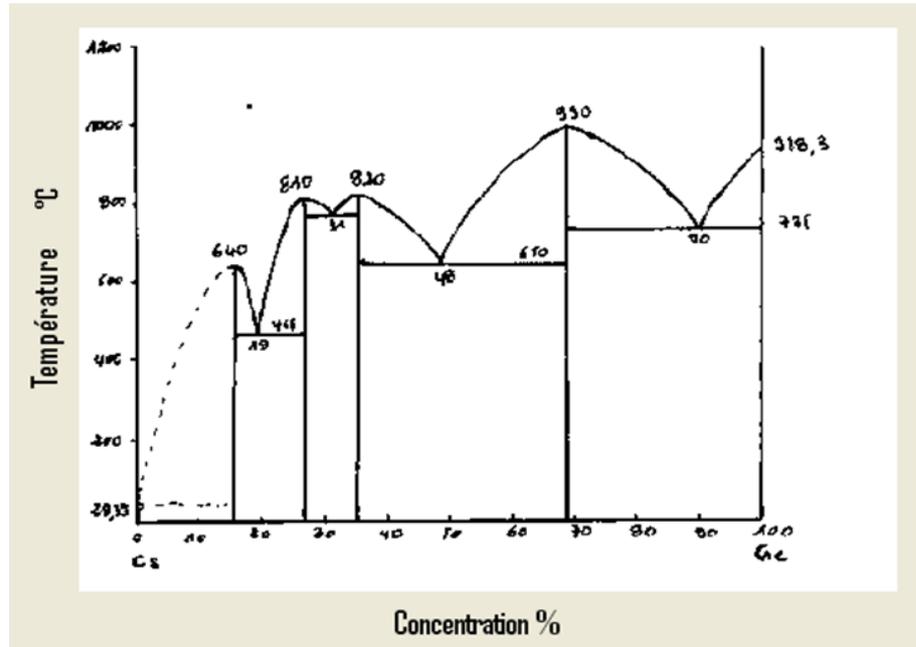


Figure IV.17: Apparence de l'image après opération de binairisation

L'apparence de la figure est encore meilleure après affinage et réduction de la des taille

Anomalies (figures IV.18 - IV.19).

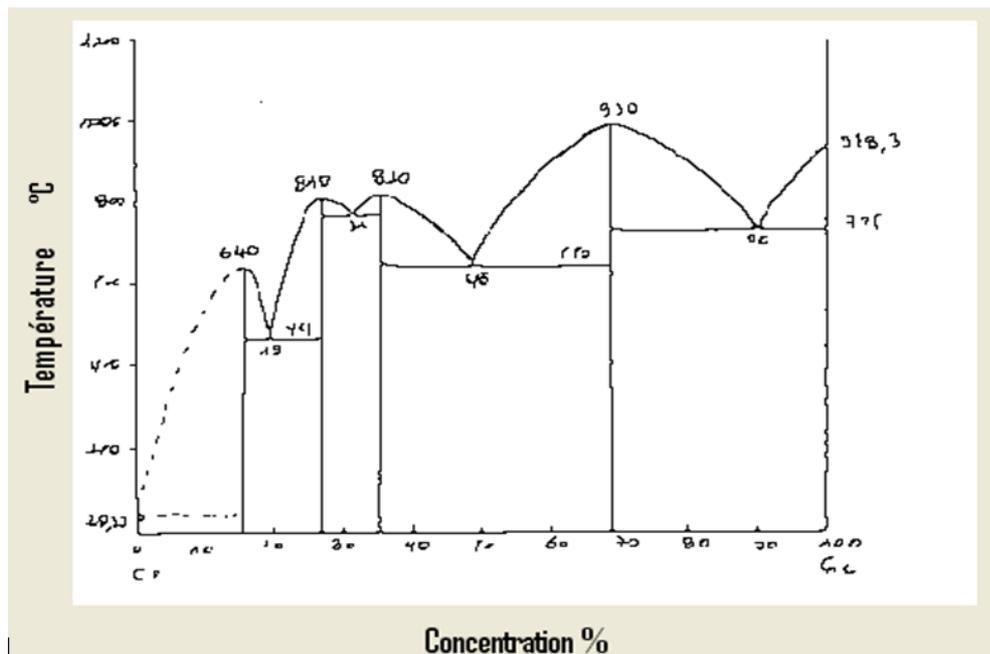


Figure IV.18: Apparence de l'image après opération d'affinage.

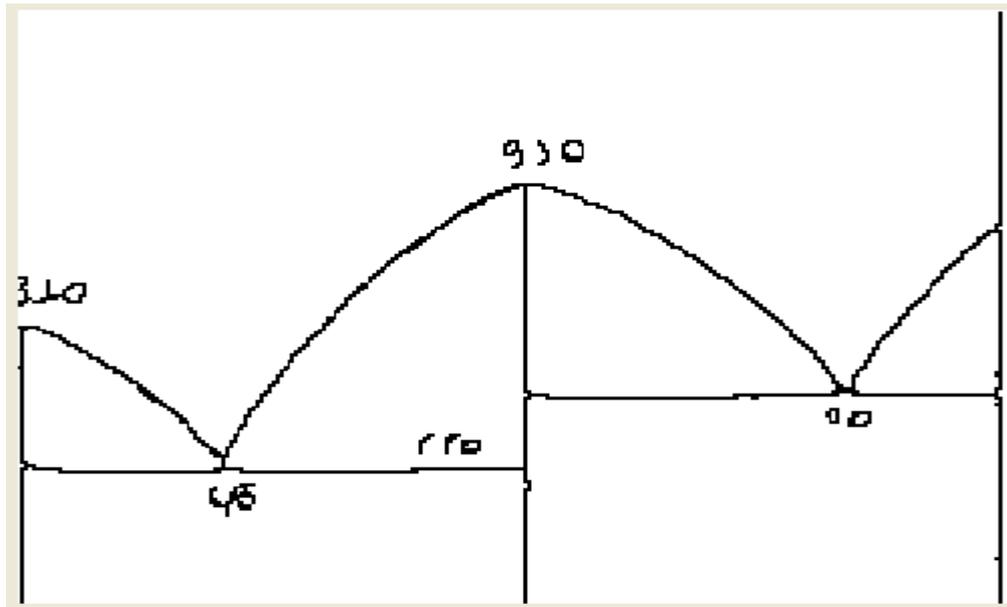


Figure IV.19: Réduction de la taille des anomalies initiales.

IV.4.2.3. Phase de filtrage

Cette opération permet l'élimination des pixels isolés (figure IV.20).

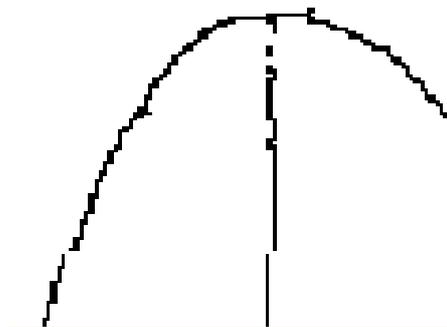


Figure IV.20: Elimination des pixels isolés après opération de filtrage.

IV.4.2.4. Phase de traitement et d'analyse

Dans cette phase, le diagramme final traité est employé dans le but d'extraire des informations utiles telles que la prédiction d'interface solidus-liquidus et obtention des concentrations des phases.

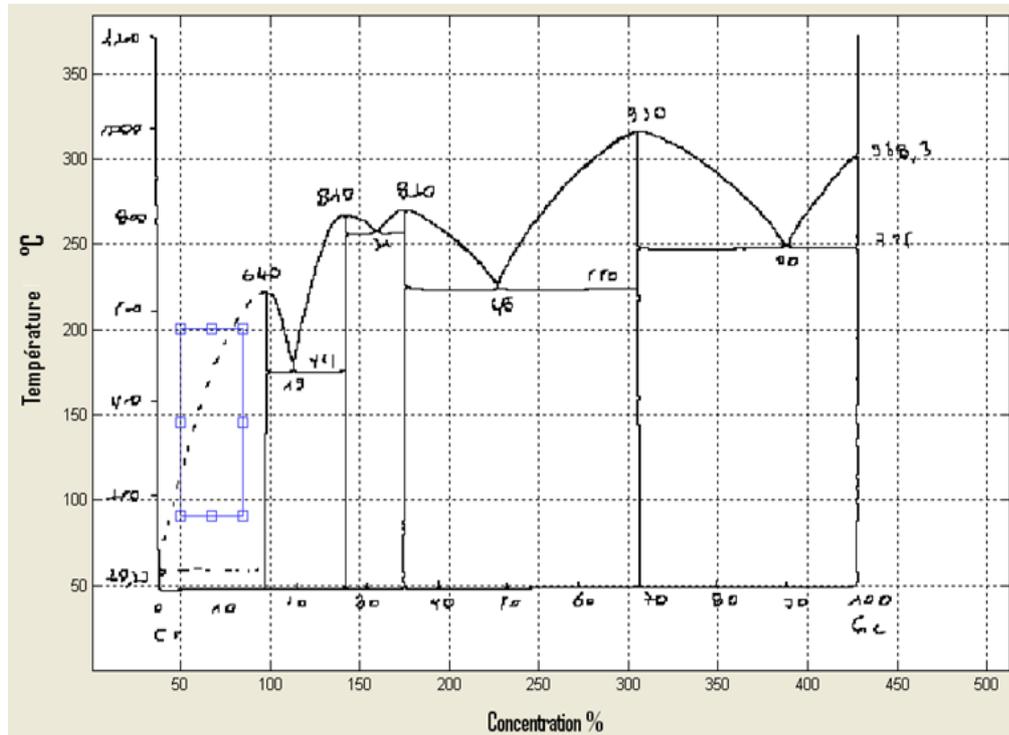


Figure IV.21: Sélection d'une partie du diagramme pour l'analyse.

L'utilisation d'un polynôme de degré 10 permet d'élaborer une expression analytique de l'interface (Solidus/Liquidus) mais il existe toujours des points aberrants car le modèle est approximatif (Figure IV.22).

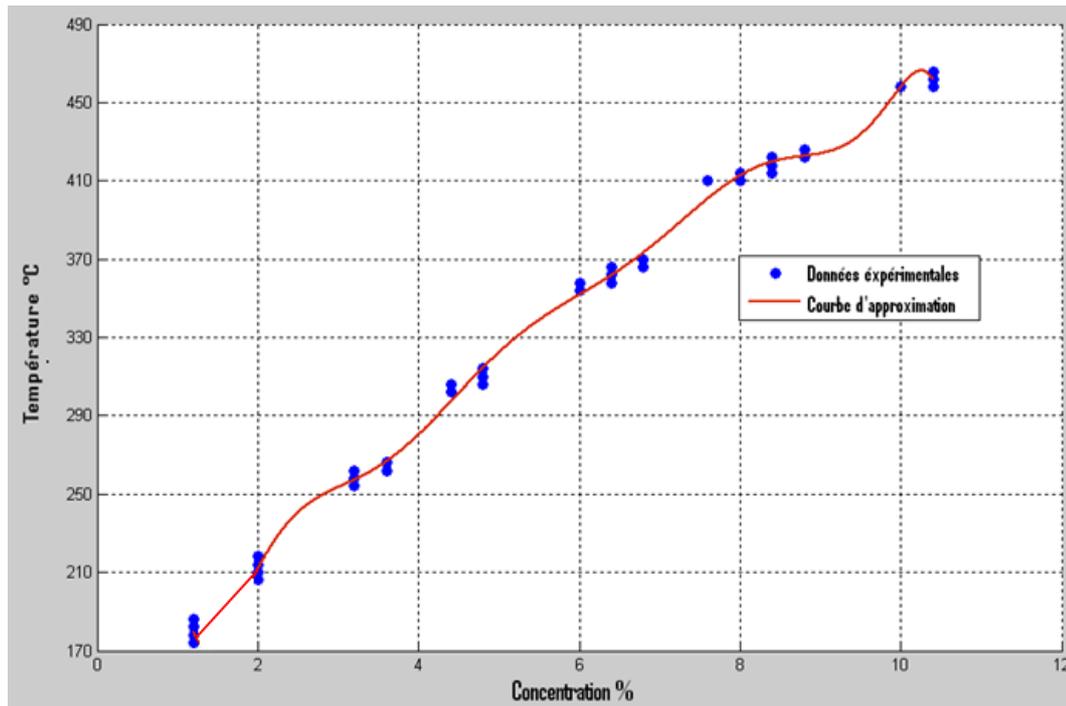


Figure IV.22: Prédiction de l'interface (Solidus/Liquidus) entre les deux phases du diagramme binaire en utilisant une interpolation polynomiale d'ordre élevé.

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels, l'approximation précédente est reformulée avec cette approche et il est clair que la courbe obtenue donne une erreur quadratique moyenne plus faible que l'interpolation polynomiale et il prend en considération la totalité des points comme il est illustré sur la (figure IV.24). Pour la phase d'apprentissage du réseau de neurones artificiels des points expérimentaux ont été utilisés comme base de données, et à grande échelle l'allure de la courbe correspond à la réalité.

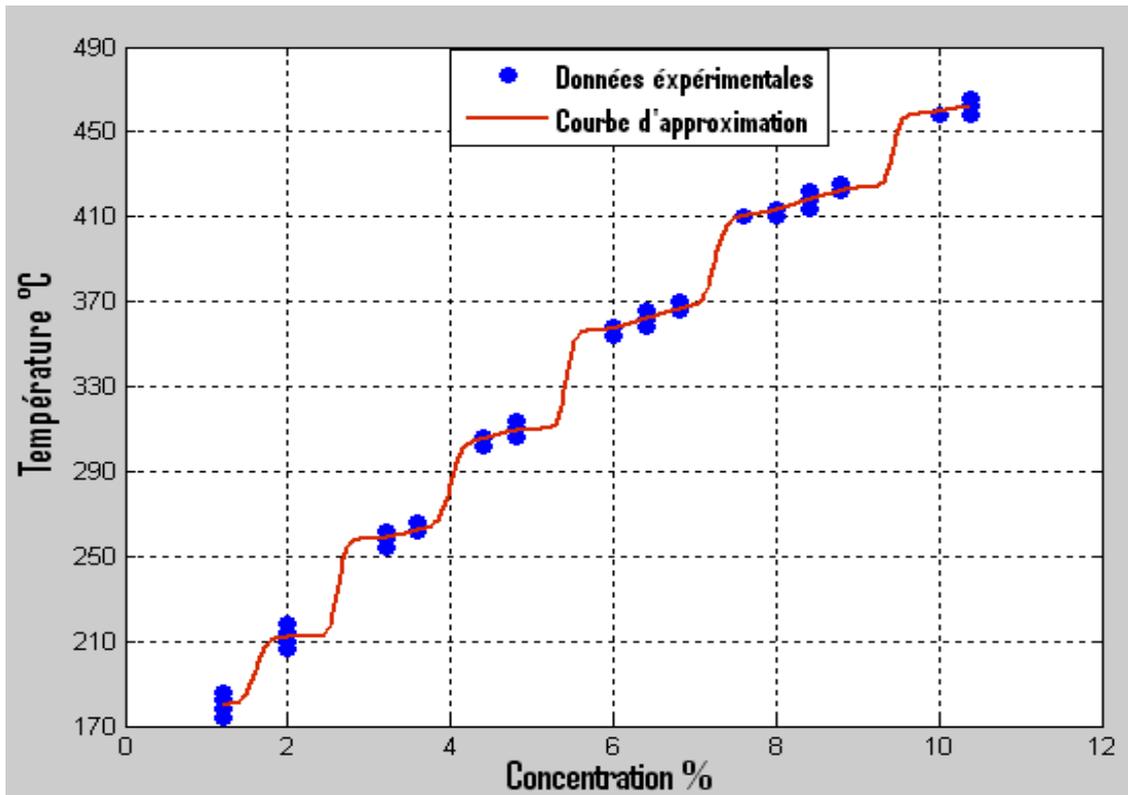
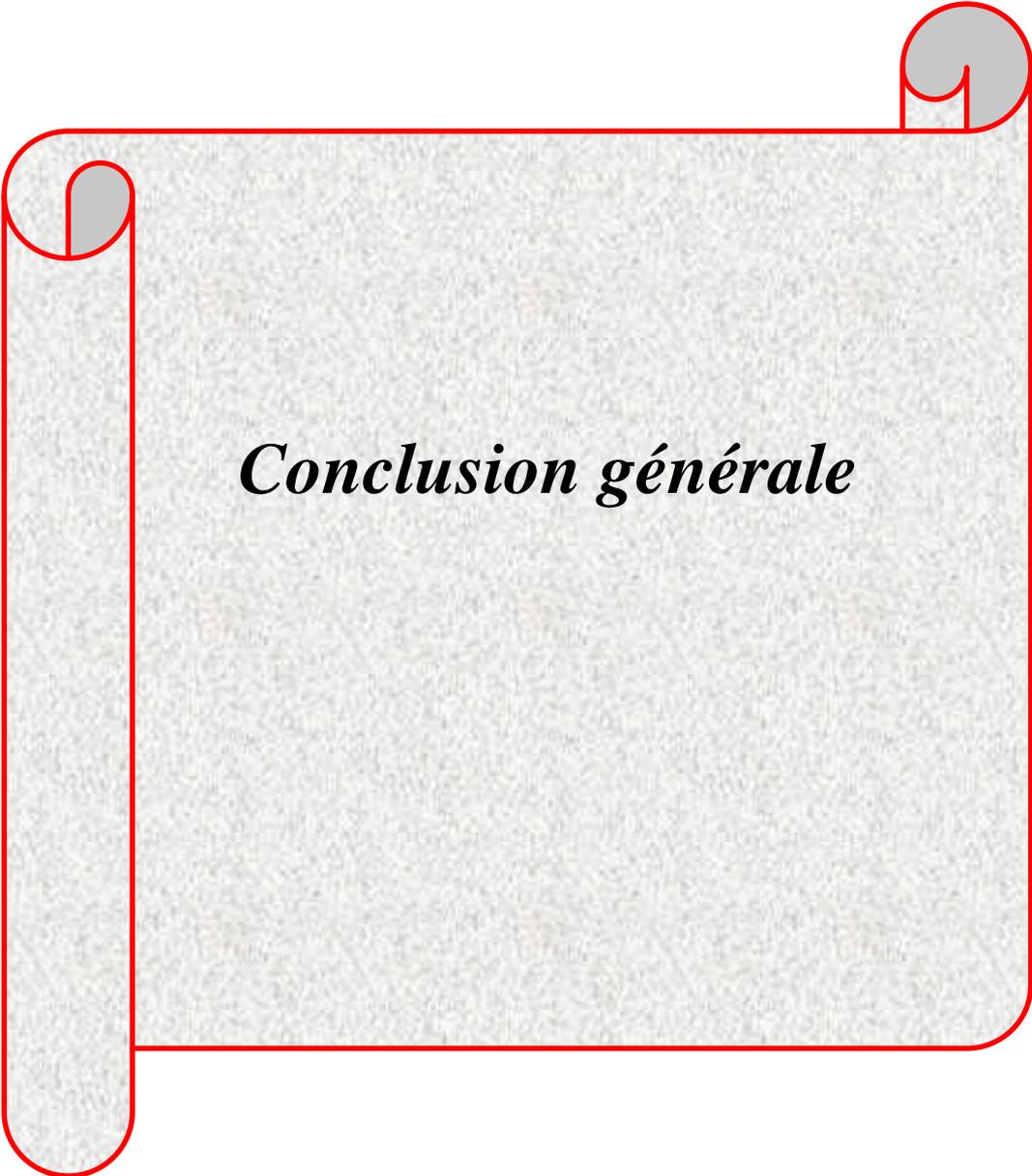


Figure IV.24: Prédiction de l'interface (Solidus/Liquidus) entre les deux phases du diagramme binaire en utilisant un réseau de neurones artificiels de type GRNN.

IV.5. Conclusion

Les résultats précédents ont mis en évidence les performances des approches de modélisation utilisés pour l'analyse des diagrammes binaires. Ces bonnes performances ne sont obtenues que si les paramètres des algorithmes sont correctement choisis en combinaison avec une profonde maîtrise des concepts de base de la thermodynamique des alliages.

Nous avons testé ces approches à l'aide de deux prototypes de validation, représentés par les diagrammes Cd-Bi et Cs-Ge, la prédiction et l'identification de certaines parties du diagramme est rendu possible à l'aide d'un réseau de neurones artificiels avec apprentissage supervisé et l'approche de modélisation qui devient alors évolutif et adaptatif pour la prise en compte de nouvelles mesures concernant le diagramme.



Conclusion générale

Les méthodes expérimentales d'établissement des diagrammes d'équilibre de phases sont difficiles à mettre en évidence et les résultats obtenus sont plus ou moins précis.

Tout au long de ce travail, qu'on vient de présenter, notre but a été de développer des approches flexibles pour la modélisation et l'analyse des diagrammes de phases binaire. L'environnement MATLAB a été utilisé pour le développement à cause des nombreuses fonctionnalités disponibles.

Le premier chapitre a permis de présenter la notion de diagramme de phase et d'un décerner les différents types. Dans le deuxième chapitre, nous avons décrit le formalisme flou utilisé largement pour supporter le raisonnement en présence d'incertitude. Ensuite, nous avons fait un rappel théorique dans la troisième chapitre sur les fondements de l'approche traitement d'image en se basant essentiellement sur les réseaux de neurones artificiels permettant la modélisations des relations non-linéaires avec une grande efficacité en particulier avec la disponibilité d'un ensemble d'apprentissage. Nous avons terminé ce travail avec l'utilisation des deux approches proposés pour la modélisation des alliages Cd-Bi et Cs-Ge comme il est indiqué dans le quatrième chapitre.

Pour l'approche floue qui est appliquée pour la totalité du diagramme (globale), elle nous donne un modèle linguistique très proche du raisonnement humain.

L'application complète de l'approche basée sur le traitement d'image est limitée à des courbes partielles du diagramme binaires, donc l'approche est appliquée d'une façon locale et dans le cas d'une application globale ceci nécessite d'autres traitements supplémentaires, le modèle équivalent obtenu est analytique et exprimé par la superposition de plusieurs polynômes.

En résumé, nous pensons que ce travail nous a permis de :

- Présenter les aspects théoriques des approches : Logique floue et Traitement d'images
- Contribuer à la modélisation et l'analyse des diagrammes de phases binaire.
- Cerner les avantages et les inconvénients de chaque approche appliquée dans ce domaine.

Nous estimons que les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Les travaux réalisés pourraient donner lieu à des études supplémentaires sur plusieurs axes :

- Étude de la correspondance entre le schéma 3D des règles floues et le diagramme binaires.

Conclusion générale

- Extension de ces techniques pour le cas des diagrammes ternaires.
- Comparaison des approches proposées avec les résultats des logiciels de simulations certifiés

References Bibliographiques

- [1] Alloy Phase Diagrams Volume 3 of the ASM Handbook, 1992.
- [2] J.W Gibbs, the scientific papers, Dover publication, New York 55,1961.
- [3] J Hertz, thermodynamique de l'équilibre chimique dans la matière, édition de laboratoire de thermodynamique métallique, Nancy, France, 1995.
- [4] P. Papon, Jaques Leblond, Peul H.E. Meije, physique, des transitions de phases concepts et applications, Dunod, mars 2002.
- [5] P.W. Atkins, éléments de chimie physique deuxième édition, 1918.
- [6] G. Marins, Cours thermochimie, première année S, année 2004-2005.
- [8] J.E. Ricci, the phase rule and heterogeneous Equilibrium, D.Van Nostrand company, INC. Princeton, N.J, 1951.
- [9] K.Denbigh, the principles of chemical equilibrium chap5-8, Cambridge, university press, New York, 1955.
- [10] J.W. Mullin, Crystallization, third edition,1992.
- [11] A.Prince, Alloy phase equilibria, Elsevier, Amsterdam, 1966.
- [12] C.Huillier et J.Rous, Introduction à la thermodynamique, Dunod , Paris, 1994.
- [13] C.Coulon , S.le-Boiteux et P.Segonds, Cours de physique, thermodynamiques, Dunod, Paris, 2001.
- [14] M.Colomb, matériaux industriels, matériaux métalliques, Dunod , 1990.
- [15] I.Laktine, métallographie et traitement thermique des métaux, troisième éditions, Mir. Moscou, 1997.
- [16] I.Philibert, A.vignes, Brechet,P. Combrade , Métallurgie,du minerai au matériau,2^{ème} Edition, Dunod, 2002.

- [17] J.Hertz, Diagramme d'équilibre, Alliage binaire, technique de l'ingénieur, traité des matériaux.
- [18] J.Benrd,A.Michel,J.Philibert et J.Talbot, Métallurgie générale, deuxième édition Msson-cie,1984.
- [19] J.D.Marie, J.P Bailon, J. Masounove, DES matériaux deuxième édition, 1986.
- [20] P.Hassen, physical métallurgy, Cambridge university press, Cambridge, 1978.
- [21] A.G. Guy, introduction to materials science, MC Graw Hill, New York, 1971.
- [22] J.Hertz, Application de la thermodynamique à la diterminations de diagrammes de phases, école d'été du CNRS, Aussois, France, 1980.
- [23] J.Burr, lacinématique des changements de phases dans les matériaux, Masson-cie, 1968.
- [24] A.H. Cottrell, theoritical structural metallurgy, edition Arnold, publisher, KTD, 1955.
- [25] Y.Quillet, Métaux et alliage-technologie des matériaux encyclopédie des sciences industrielles Paris, 1974.
- [26] Y.Adda J.M.Duppouy, J.Phillibert, Y.Quere,Element de métallurgie physique ,Alliage-Défauts Cristallins ,tomme II, 1989.
- [27] A.N.Campbel, et N.d Smith, The phase ruleand its application, Dover Pub .INC, New York, 1951.
- [28] K .Frye, Modern Mineralogy, pritice Holl.INCm Englewood liffa, New Jersey, 1974 .
- [29] A.M. Pollard .Et C. Heron, Archaeological chemistry, the Royal society of chemistry, London, England, 1996.
- [30] J.Hertz, Diagramme d'équilibre, alliages binaires, 2002.
- [31] J.Manec, Thermodynamique structurale des alliages, Presse universitaires de France, 1972.
- [32] J. Bark., la cinétique des changements de phases dans les métaux , Masson et Cie, 1968.

- [34] B.T Massalski, Binary alloy phase diagrams, ASMT international, 1990.
- [35] A. H. COTTRELL. « Theoretical structural metallurgy », Edward Arnold (Publishers) LTD, 1955.
- [36] P. HAASEN. « Physical metallurgy », Cambridge University press, 1978.
- [37] W. KURZ, J. P. MERCIER, et G. ZAMBELLI,
« Introduction à la science des matériaux », Presses polytechniques Romandes, 1989 .
- [38] Experimental determination of phase diagram and modeling: Application to refrigerant mixtures Christophe Coquelet, Dominique Richon, 2009.
- [39] J.Emsley, the elements, third edition, Clarendonpress.Oxford, 1998.
- [40] L.A.ZZDEH, Article 6.1 Fuzzy sets, 1965.
- [41] LOTFI A. ZADEH, Article 6.2 Outline of a New Approach to the analysis of Complex Systems and Decision Processes.
- [42] A. Idri, " Un modèle intelligent d'estimation des coûts de développement de logiciels",
Thèse doctorat, Université du Québec à Montréal, septembre 2003.
www.lrgl.uqam.ca_publications_pdf_805
- [43] J. Godjevac, " Idées nettes sur la logique floue ", Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, 1999.
- [44] P. Borne, J. Rozinoer, J.Y dieulot, L. Dubois, " Introduction à la commande floue ",
Edition Technip, Paris ,1998,.
- [45] A. M. Ibrahim, "Fuzzy logic for embedded systems applications ", Presses Elsevier,
Elsevier Science (USA), 2004.
- [46] Hansruedi Bühler, "*Réglage par logique floue*", *Presses Polytechniques et Université Romandes*, ISBN 2-88074-271-4, 1994.
- [47] F. Chevrier F. Guély, "La logique floue", Cahier technique n° 191, CT 191, édition mars 1998.
www.schneider-electric.com/cahier_technique/fr/pdf/ct191.pdf

[48] P. Garnier, "Contrôle d'exécution réactif de mouvement de véhicules en environnement dynamique structuré ", thèse doctorat, institut national polytechnique de Grenoble, 30 mars 1992.

tel.ccsd.cnrs.fr_documents_archives0_00_00_50_45_tel-00005045-00_tel-00005045.

[49] G. Huguenin, " Logique floue et processeur « flou » ", EIAJ / GHU 24 mars 2004.

http://www.eiaj.ch/v2/support_de_cours/electricite/Cours_GEL/Branches_techniques/Electronique_analogique/Cours%20PDF/Fuzzy.PDF.

[50] Bernadette et Bouchon Meunier, "*La logique floue et ses applications*", Adison Wesley, ISBN 2-87908-073-8, 1995.

[51] Hansruedi Buhler, " Réglage par logique floue", édition Presse polytechnique et université Romande, 1998

[52] V. Racine, " Compartimentation et dynamique cellulaires Service d'Imagerie ", Mémoire de fin d'études, Institut Curie, UMR144 – CNRS, Mars –Septembre 2002.

perso.curie.fr_Victor.Racine_rapports_rapport_stage_M5.

[53] T Bentrchia, Y. Tamrabet & M. Chahdi, "A Low Complexity Finite Differences-Neural Network Combined Approach for the Modeling of p-n Junction Electrical Properties", Journal of Electron Devices, Vol. 7, pp. 203-210. 2010.

[54] .L. Oukhellou and P. Akin, Hybrid training of radial basis function networks in a partitioning context of classification, Neurocomputing, 28(1): 165-175, 2001.

[55] P. Venkatesan and S. Anitha, Application of a radial basis function neural network for diagnosis of diabetes mellitus, Current Science, 91(9): 1195-1199. 2006.

[56] T. Bentrchia, L. H. Mouss. and M. D. Mouss, , A Reliability Based Approach for the Design of Hybrid Expert Systems in Industrial Diagnosis Field, 2nd International Symposium on Innovation in Information & Communication Technology, Philadelphia University, Amman, Jordan, 84-91, 2004.

[57] DODANE Jean Baptiste ROUSSILLON C, La compression graphique informatique TPE2001-2002.

[58] Ouvrage collectif, J.P Cocquerez et S. philipp. Analyse d'images : Filtrage segmentation,

- [59] Hervé Gutter. CNAM . La compression des images numériques. Edition: Hermes 95
- [60] MARK NELSON .La compression de données : texte, images, sons. Edition DUNOD 1992.
- [61] Robert M. Gray. International Conference on Information, Communications, and Signal Processing Singapore., 9 September ,1997.
- [62] T. Bentrchia, L. H. Mouss.R. Bensaadi et M. D. Mouss, “ An efficient optimization method for the detection of new failures modes in industrial plants”, International Conference on Industrial Engineering and manufacturing, , pp. 1-6, Batna, Algeria, 9-10 mai 2010.
- [63] M. M. Gupta, L. Jing and N. Homma, Static and Dynamic Neural Networks from fundamentals to advanced theory, John Wiley and Sons, NJ, USA, 2003.
- [64] L. P. J. Veelenturf, analysis and applications of artificial neural networks, Prentice hall, UK, 1995.
- [65] محمد علي الشرقاوي الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية، مركز الذكاء الاصطناعي للحاسبات، مطابع المكتب المصري الحديث، مصر 1966.

Abstract

In solid state, physics the use of binary phase diagrams is a mandatory requirement for a good understanding of materials properties. Our aim consists in evaluating the possibility of application of two approaches for modeling this type of diagrams. In this work, we start with the representation of the main theoretical concepts related to the phase's diagrams. Then the fuzzy logic approach is represented, followed by the description of the part with the image processing paradigm including artificial neural networks and image segmentation, and we end with the evaluation and comparison of the obtained results of both methods.

Key Words: Fuzzy logic, Phase's diagrams, Image processing, artificial neural networks.

Résumé

Dans le domaine de la physique des solides, l'utilisation des diagrammes de phases est une nécessité pour la compréhension des caractéristiques de matériaux. Notre objectif est d'évaluer la possibilité d'application de deux approches pour la modélisation de ces diagrammes. Dans ce travail on commence par la présentation des concepts théorique de base concernant les diagrammes de phases, ensuite l'approche logique floue est représentée par la suite, la description du paradigme traitement d'image est donné en englobant les réseaux neurones. On termine par la validation et la comparaison de la l'applicabilité des deux approches proposées.

Mots Clés : Diagrammes de phases, Logique floue, Traitement d'image, Réseaux de neurones Artificial.

ملخص

في مجال فيزياء الجسم الصلب يعتبر استخدام مخططات الحالة الثنائية أكثر من ضرورة وذلك للاستيعاب الجيد لخواص المواد هدفنا في ما يلي هو تقييم إمكانية استخدام طريقتين لتمثيل هذه المخططات في هذا العمل بداية نقدم المفاهيم الأساسية المتعلقة بمخططات الحالة ثم منهجية منطق الغموض ثم ننتقل إلى نموذج معالجة الصورة ونركز بالخصوص على الشبكات العصبية الاصطناعية و ختاماً نهي هذا العمل بتقييم و مقارنة بين النتائج المتحصل عليها بكل طريقة الكلمات المفتاحية : مخططات الحالة ، منطق الغموض ، معالجة الصورة ، الشبكات العصبية الاصطناعية .