



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية
الشعبية

Republique Algerienne Democratique Et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي التبسي

تبسة

Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Genie Electrique



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de Master Académique

En : Automatique

Spécialité : Automatique Et Systèmes

Par :

LAMOUCI Aimen et ZARAI Fathi

Sujet

ETUDE DE L'APPLICATION DE L'ALGORITHME C-MOYENNE FLOUE POUR LA SEGMENTATION DES IMAGES INDUSTRIELLES

Présenté et soutenu publiquement, le 12/ 06 / 2021, devant le jury composé de :

Khemaissia Essadik
Thelaidjia Tawfik
Chetih Nabil
Cheriet Leyla

Pr, Université Larbi Tébessi – Tébessa –
MCA, Université Larbi Tébessi – Tébessa –
Maitre de recherche B, C.R.T.I
MCB, Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Président
Rapporteur
Co-rapporteur
Examinateur

Année universitaire : 2021/2022.

سورة الاحقاف

Remerciement

Tout d'abord, nous remercions Dieu Tout-Puissant qui nous a donné la force, la patience et la détermination pour faire cet humble travail

Nous adressons également nos sincères remerciements et notre gratitude à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de nos travaux.

*Nous exprimons notre sincère gratitude à notre superviseur Dr. **The laidjia Tawfik**, qui nous a accompagnés de ses conseils et a veillé à ce que ce travail soit meilleur. Ses encouragements et ses recommandations inlassables nous ont motivés à rendre possible la réalisation de ce projet.*

Nous tenons également à remercier les membres de ce jury de thèse, pour avoir accepté d'être les investigateurs de cette thèse, et pour l'intérêt qu'ils ont porté à nos travaux et l'ont enrichi de leurs commentaires.

Nous tenons à remercier tous nos collègues qui nous ont aidés. Tous nos amis sont assurés de notre grande gratitude et de notre sincère appréciation pour leur soutien continu.

Nous ne pouvons manquer d'exprimer nos sincères remerciements et notre profond amour aux parents qui ont été notre grand soutien par leurs prières bénies.

Liste des figures

chapitr 01

Figure 1.1 Représentation d'image Numérique

Figure 1.2 Image matricielle

Figure 1.3 Mesure de l'image matricielle

Figure 1.4 Image vectorielle

Figure 1.5 La résolution d'une image numérique

Figure 1.6 Détection de contours d'une image cameraman.

Figure 1.7 Ajouter du bruit à l'image.

Figure 1.8 Exemple d'histogramme d'une image.

Figure 1.9 Exemple d'une image binaire.

Figure 1.10 Exemple d'une image en niveaux de gris.

Figure 1.11 Exemple d'une image couleur

Figure 1.12 Binarisation d'une image

Figure 1.13 Composition d'un système de traitement numérique

chapitre 02

Figure 2.1 Classification des différentes méthodes de segmentation

Figure 2.2 Choix des pixels initiaux

Figure 2.3 Croissance progressive d'une région

Figure 2.4 histogramme d'un seuil simple.

Figure2.5 Application du seuillage

Figure 2.6 histogramme d'un seuil multiple

FIGURE 2.7 structures de réseaux de neurones artificiels

chapitre 03

Figure 3.1 assemblage de 2 pièces par un métal (soudage)

Figure 3.2 soudage TIG

Figure 3.3 schéma de transfert métallique

Figure 3.4 Le soudage MMA

Figure 3.5 Le soudage MIG/MAG

Figure 3.6 Transfert de métal de soudure par court-circuit

Figure 3.7 Transfert par pulvérisation axiale.

Figure 3.8 Transfert globulaire

Figure 3.9 Transfert a veine liquide rotative

Figure 3.10 Schéma récapitulatif de différents transferts

Figure 3.11 Exemples de fissures sur aluminium

Figure 3.12 Les différents types de soufflure

Figure3.13 Exemple de soufflures

Figure 3.14 Déformations de soudage de joint V

Figure 3.15 Déformations de soudage d'assemblages en T

Figure 3.16 Images radiographique des défauts de soudure

Figure 3.17 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°1 par FCM.

Figure 3.18 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°2 par FCM

Figure 3.19 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°3 par FCM

Figure 3.20 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°4 par FCM

Figure 3.21 Fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour l'algorithme de FCM.

Figure 3.22 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°1 bruitée par FCM

Figure 3.23 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N° 2 bruitée par FCM

Figure 3.24 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N° 3 bruitée par FCM

Figure3. 25 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N° 4 bruitée par FCM

Figure 3.26 Evolution des critères VPC et VPE en fonction du niveau du bruit

Table des matières

CHAPITRE I : Généralité sur le traitement d'image.....	3
I.1) Introduction	4
1. Définition d'une image	4
2. Définition de l'image numérique	4
I.2) Types d'images.....	5
1.2.1) Image matricielle (bitmap)	5
1.2.2) Image vectorielle	6
I.3) Concepts de base d'une image numérique	6
1.3.1) Pixel	7
1.3.2) Codage de pixel	7
1.3.3) La taille d'une image.....	7
1.3.4) La résolution d'une image	7
1.3.5) Texture	8
1.3.6) Contour	8
1.3.7) La luminance	8

1.3.8) <i>Le contraste</i>	8
1.3.9) <i>Le bruit</i>	9
1.3.10) <i>L'histogramme</i>	9
1.4) Codage des couleurs	10
1.4.1) <i>Les images binaires (noir ou blanc)</i>	10
1.4.2) <i>Les images en niveaux de gris</i>	10
1.4.3) <i>Les images couleurs</i>	11
1.5) Les différents formats de fichiers d'image	11
1.5.1) <i>Windows BitMaP(BMP)</i>	11
1.5.2) <i>Tagget Image File Format (TIFF)</i>	11
1.5.3) <i>Joint Photographic Expert Group (JPEG)</i>	12
1.5.4) <i>Graphics Interchange Format (GIF)</i>	12
1.5.5) <i>Portable Network Graphic (PNG)</i>	12
1.6) Quelques aspects du traitement	12
1.6.1) <i>Binarisation</i>	12
1.6.2) <i>Segmentation</i>	13
1.6.3) <i>Convolution</i>	13

I.7)	Système de traitement d'image.....	14
•	<i>Acquisition et numérisation</i>	<i>14</i>
•	<i>Visualisation</i>	<i>14</i>
I.8)	Domaine d'application de traitement d'image	15
I.9)	Conclusion	15
	CHAPITRE II : Techniques de segmentation d'image.....	16
II.1)	Introduction	19
II.2)	Segmentation d'images	19
II.3)	Objectifs de la segmentation	20
II.4)	Différentes familles d'approches de la segmentation	20
2.4.1	<i>Segmentation par approches contours</i>	<i>21</i>
2.4.2	<i>Segmentation par approches régions</i>	<i>22</i>
2.4.2.1	Croissance des régions	22
2.4.2.2	Méthode par division/fusion (Split and Merge)	23
2.4.2.3	Méthode de seuillage	23
2.4.3	<i>Choix des seuils</i>	<i>23</i>
2.4.3.1	Seuillage d'histogramme simple	23
2.4.3.2	Seuillage histogramme multiple	24
2.4.4	Segmentation par approches de classification	25
2.4.4.1	Classification supervisée	25

2.4.4.1.1	Méthode Bayésiennes	25
2.4.4.1.2	Réseaux de neurones	26
2.4.4.1.3	<i>Champs Aléatoire de Markov</i>	26
2.4.4.2	<i>Classification non supervisée</i>	27
II.5)	Conclusion	31
 CHAPITRE III Application de la Méthode FCM sur des Images de Joints Soudés 19		
III.1)	Introduction	35
•	<i>Définition</i>	35
III.2)	Les différents types de soudage	36
3.2.1)	<i>Le soudage à l'arc</i>	36
3.2.2)	<i>Le soudage TIG</i>	36
3.2.3)	<i>Le soudage MMA</i>	36
3.2.4)	<i>Le soudage MIG-MAG</i>	37
III.3)	Les différents régimes de soudage	38
3.3.1)	<i>Transfert par court-circuit</i>	38
3.3.2)	<i>Transfert par pulvérisation axiale (spray)</i>	39
3.3.3)	<i>Transfert globulaire</i>	40
3.3.4)	<i>Le régime pulsé</i>	40

3.3.5)	<i>Le régime par court-circuit forcé</i>	40
3.3.6)	<i>Le transfert à veine liquide rotative</i>	41
3.3.7)	<i>Synthèse</i>	41
III.4)	Les défauts de soudage	42
3.4.1)	<i>Les fissures</i>	42
3.4.2)	<i>Les soufflures</i>	43
3.4.3)	<i>La pollution ferreuse</i>	44
3.4.4)	<i>Les retassures et criques de solidification</i>	44
3.4.5)	<i>Les inclusions</i>	44
3.4.6)	<i>Les déformations de soudage</i>	45
III.5)	Segmentation d'images par FCM	46
3.5.1)	<i>Formulation du problème</i>	47
3.5.2)	<i>Obtention de U et V</i>	48
III.6)	Présentation et Evaluation des Résultats	49
3.6.1)	<i>Nature des données</i>	49
3.6.2)	<i>Résultats de Segmentation par l'algorithme FCM</i>	49
3.6.2.1-	<i>Segmentation des images radiographiques non bruitées</i>	49
3.6.2.2-	<i>Segmentation des images radiographiques bruitées</i>	53

III.7) Conclusion	56
1. Conclusion.....	57
2. Perspectives et les travaux futurs	57
REFERENCES	58

Résumé

La segmentation automatique des images est une étape cruciale pour de nombreux systèmes de traitement de l'information tels que : les systèmes de vision, l'imagerie médicale et astrophysique et les contrôles non destructifs.

Dans ce travail, nous nous sommes concentrés sur la segmentation des images radiographiques des joints de soudure basée sur l'algorithme C-moyen flou. Cette méthode est une méthode de classification non supervisée qui utilise le principe de la logique floue dans la définition des classes.

Les résultats expérimentaux obtenus confirment les bonnes performances de la méthode FCM avec ce type d'images. Cependant, ces résultats montrent aussi les limites de cet algorithme lorsqu'il est appliqué pour la segmentation des images bruitées.

Mots-clés : Analyse d'images ; Méthodologies de segmentation d'images ; Logique floue. **C-moyenne floue** ; Images radiographiques ; Techniques de soudage ; Défaut de soudage.

Abstract

Automatic image segmentation is a crucial step for many information processing systems such as: vision systems, medical and astrophysical imaging, and non-destructive testing.

In this work we were focussed on the segmentation of welding joints of X-ray images based on the fuzzy c-mean algorithm. This method is an unsupervised classification method that uses the principle of fuzzy logic in class definition.

The obtained experimental results confirm the good performance of the FCM method with this kind of images. However, these results show also the limitations of this algorithm when it is applied for noisy images segmentation.

Keywords: Image analysis; Image segmentation methodologies; Fuzzy logic; **Fuzzy c-means**; X-ray images; Welding techniques; Welding fault.

ملخص

يعد تجزئة الصور تلقائيًا خطوة حاسمة للعديد من أنظمة معالجة المعلومات مثل: أنظمة الرؤية والتصوير الطبي والفيزياء الفلكية والاختبارات غير المدمرة.

في هذا العمل ، ركزنا على تجزئة صور الأشعة السينية لمفاصل اللحم بناءً على خوارزمية **Fuzzy c-mean** ، هذه الطريقة هي طريقة تصنيف غير خاضعة للرقابة تستخدم مبدأ المنطق الضبابي في تعريف الفئات. تؤكد النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها الأداء الجيد لطريقة FCM, مع هذا النوع من الصور ومع ذلك تظهر حدود هذه الخوارزمية في الصور المشوشة.

الكلمات المفتاحية: تحليل الصور. منهجيات تجزئة الصورة. المنطق الضبابي. **Fuzzy c-mean**. صور الأشعة السينية تقنيات التلحيم . اخطاء التلحيم.

I. Introduction Générale

Au cours des dernières décennies, le besoin d'ordinateurs pour assister le traitement des images industrielles est devenu inévitable avec la taille croissante et le nombre de ces images.

La segmentation d'images est une étape nécessaire et importante dans l'analyse d'images ainsi que dans l'interprétation et la compréhension des images de haut niveau telles que la vision robotique, la reconnaissance d'objets, etc. Elle est également essentielle pour de nombreux systèmes de vision et de récupération des informations par ordinateur. La segmentation d'images a reçu une attention considérable, autant de la part des chercheurs académiques que des industriels au cours des 30 dernières années. Le but de la segmentation d'image est de partitionner une image en un ensemble de régions homogènes disjointes non chevauchantes avec des attributs similaires telles que l'intensité, la texture, la profondeur, la couleur, etc.

Lors du développement d'un système dans lequel la segmentation d'images fait partie intégrante, le choix de l'algorithme utilisé peut affecter directement les performances du système dans son ensemble. Le choix des algorithmes de segmentation appropriés pour un système particulier est donc crucial. La diversité des applications d'images a conduit au développement de diverses techniques de segmentation qui varient à la fois dans le formalisme et dans la qualité et la nature de la segmentation produite.

L'objectif principal de ce travail de mémoire est de segmenter des images industrielles par un algorithme de classification non supervisée. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la segmentation des images radiographiques de joint soudés par la méthode c-moyennes floues (FCM), dans l'optique de détecter et localiser les défauts de soudures.

Ce manuscrit de mémoire est organisé en trois chapitres illustrant les différents aspects de nos travaux et d'une conclusion générale. Il est organisé de la manière suivante:

✓ Chapitre 1 - Généralités sur le traitement d'images

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques concepts généraux dans le domaine de traitement d'images

✓ Chapitre 2 - Techniques de segmentation d'images

Nous présentons brièvement un état de l'art de quelques techniques de segmentation d'images proposées dans la littérature.

✓ Chapitre 3 - Application de la Méthode FCM sur des Images de Joints Soudés

Ce dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats obtenus au cours de ce travail de mémoire. Une étude quantitative et qualitative sera établie pour faire apparaître les avantages et les inconvénients de l'algorithme FCM. Cet algorithme est appliqué sur des images radiographiques de joints soudés.

✓ Conclusion Générale - Résume les apports essentiels de ce travail et donne les directions futures des travaux de recherches que nous envisageons d'entreprendre.

CHAPITRE I : Généralité sur le traitement d'image

I.1) Introduction

Aujourd'hui, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes qu'on va utiliser dans différentes applications par exemple la reconnaissance, la classification, ...etc.

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques principaux concepts de traitements d'images qui sont en relation avec notre sujet d'étude.

1. Définition d'une image

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Une image peut être considérée comme une fonction $f(x, y)$ de brillance analogique continue, définie sur un espace multidimensionnel, où x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et f une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine ce qui nécessite sa numérisation [1].

2. Définition de l'image numérique

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des valeurs numériques $f(x, y)$, appelées pixels où :

- x, y sont des coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.
- $f(x, y)$ est l'intensité lumineuse ou le niveau de gris en ce point.

La numérisation est le processus qui permet de passer de l'état d'image analogique qui est caractérisée par l'aspect continu du signal qu'elle représente (une infinité de valeur de l'intensité lumineuse par exemple), à l'état d'image numérique qui est caractérisée par

l'aspect discret (l'intensité lumineuse ne peut prendre que des valeurs quantifiées en un nombre fini de points distincts). C'est cette forme numérique qui permet une exploitation ultérieure par des outils logiciels sur ordinateur [2]. La **Figure 1.1** représente l'image numérique.

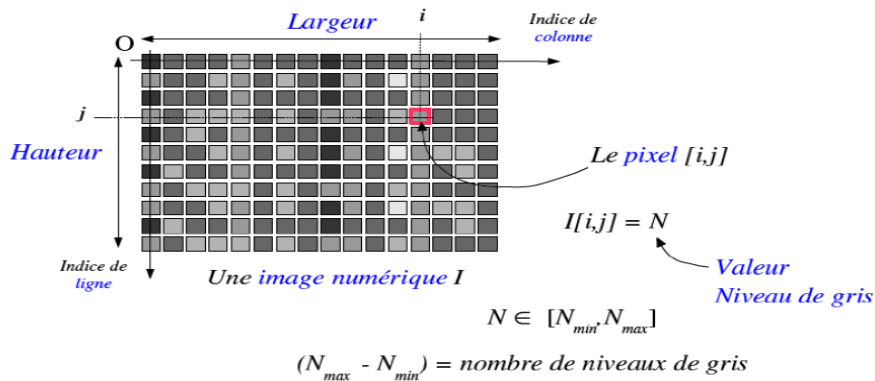


Figure 1.1 Représentation d'image Numérique [3].

I.2) Types d'images

Deux types d'images peuvent être distingués :

1.2.1) Image matricielle (bitmap)

Une image matricielle (ou bitmap) est une image en mode point comme c'est illustré dans la **Figure 1.2**. Le système de codage le plus universel consiste en effet à décomposer la représentation graphique, l'image, en un certain nombre de points élémentaires (les pixels) caractérisés par leurs informations spatiales et leur couleur. La **Figure 1.3** illustre un exemple de mesure de l'image matricielle. L'image N°2 est plus définie que l'image N°1 (le nombre d'informations sur l'image N°2 est plus important). L'image N°2 est donc plus nette (précise) [4].



Figure 1.2 Image matricielle [4]

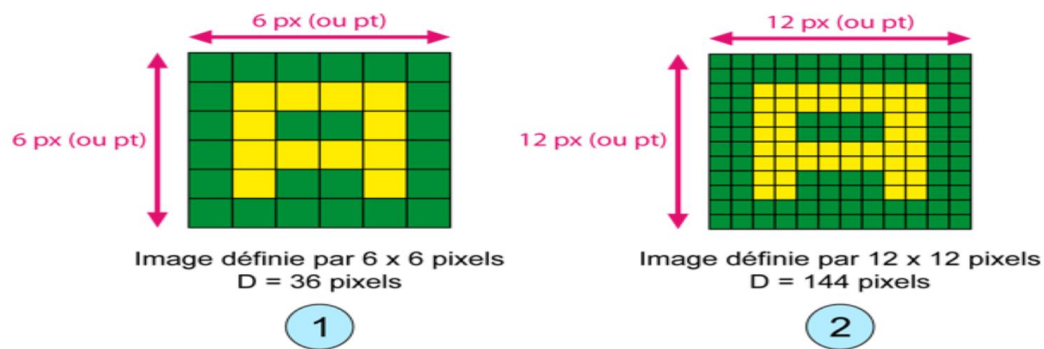


Figure 1.3 Mesure de l'image matricielle [5]

1.2.2) Image vectorielle

Dans une image vectorielle (voir **Figure 1.4**) les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique. Il s'agit de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'une façon mathématique. Autrement dit, on stocke la succession d'opérations conduisant au tracé dans le cas d'une image vectorielle, alors qu'on mémorise une mosaïque de points élémentaires dans le cas d'image matricielle.

Ces images présentent deux avantages : elles occupent peu de place en mémoire et peuvent être redimensionnées sans perte d'information. Pour les images vectorielle on ne parle pas de définition ni de résolution à proprement parlé. Il n'y a que quand on les transforme en image matricielle que ceci est à prendre en compte. [6]

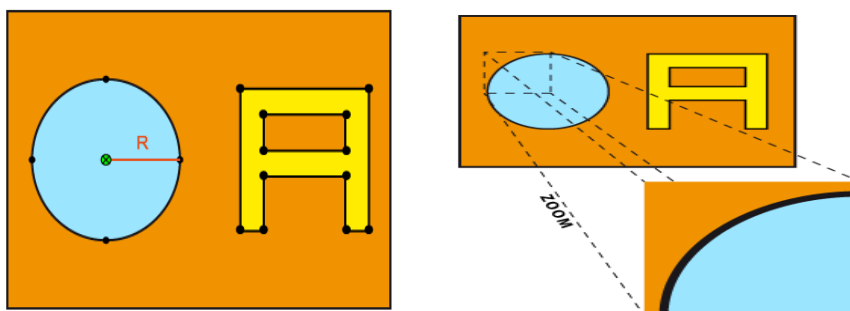


Figure 1.4 Image vectorielle [7]

I.3) Concepts de base d'une image numérique

Il existe plusieurs caractéristiques qui décrivent le contenu d'une image numérique, parmi ces caractéristiques on trouve [8]:

1.3.1) Pixel

Le pixel représente le plus petit élément constitutif d'une image matricielle. Le mot pixel provient d'une abréviation de l'expression britannique « **PICTure Élément** ». La valeur numérique d'un pixel représente une intensité lumineuse (voir **Figure1.1**).

1.3.2) Codage de pixel

Pratiquement toujours, la valeur d'un pixel est un mot binaire de longueur K bits, par conséquent un pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle $[0 \dots 2^K - 1]$. La valeur K est appelée profondeur de l'image. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions (une matrice) constituant l'image finalement obtenue.

1.3.3) La taille d'une image

La taille d'une image (la dimension) est le nombre de pixels de cette image. La dimension d'une image qui est représenté par (328×456) dont 328 est le nombre de lignes, et 456 est le nombre de colonnes, est égale à : $328 \times 456 = 149568$ pixels.

1.3.4) La résolution d'une image

Dans le domaine de l'imagerie numérique, la résolution est une mesure de la finesse de l'affichage ou de la capture d'une image, exprimée en nombre de pixels par unité de surface, c'est-à-dire la « **Densité** » en pixels.

La résolution d'une image numérique s'exprime en PPI (**P**ixels **P**er **I**nch) ou PPP (**P**ixels **P**ar **P**ouce). Plus la résolution d'une image est grande plus sa qualité est meilleure (voir **Figure 1.5**).



(a) Image acquise à **256 dpi**

(b) image acquise à **64 dpi**

(c) image acquise à **32 dpi**

Figure 1.5 La résolution d'une image numérique [9]

1.3.5) Texture

La notion de texture est associée à l'aspect d'homogénéité de certaines caractéristiques d'une région, elle décrit la structure de ceux-ci [10]. L'analyse de texture renvoie des informations sur l'arrangement spatial des couleurs ou des intensités dans tout ou partie de cette image. L'analyse (ou caractérisation) de texture joue un rôle important dans la segmentation d'image ou dans sa classification.

1.3.6) Contour

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [11]. La **Figure 1.6** illustre la détection de contours d'une image cameraman.



(a) Image Originale

(b) Contours d'une image

Figure 1.6 Détection de contours d'une image cameraman.

1.3.7) La luminance

Le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. La luminance est le degré de luminosité des pixels de l'image. Elle est définie aussi comme l'intensité d'une source étendue dans une direction donnée, divisée par l'aire apparente de cette source dans cette même direction.

1.3.8) Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux régions d'une image. Si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité respectivement de deux régions voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2} \quad (1.1)$$

1.3.9) Le bruit

Un système d'enregistrement d'images ne restitue pas l'image de manière parfaite. En effet des informations parasites s'ajoutent de manière aléatoire aux détails de la scène d'origine, c'est ce qu'on appelle : **bruit** (voir la **Figure 1.7**).

Le bruit n'a pas les mêmes origines, mais provoque des effets assez semblables comme la perte de netteté sur les détails ou l'apparition de grains.



(c) Image Originale



(d) Image bruitée

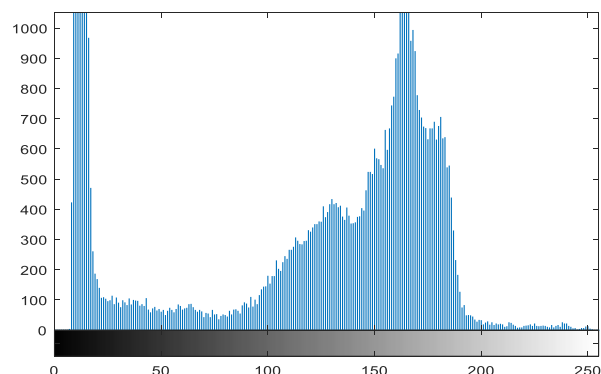
Figure 1.7 Ajouter du bruit à l'image.

1.3.10) L'histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels de l'image ayant cette valeur, comme c'est illustré dans la **Figure 1.8**.



(a) Image Originale



(b) L'histogramme

Figure 1.8 Exemple d'histogramme d'une image.

I.4)Codage des couleurs

On distingue trois types d'images[10] :

1.4.1) Les images binaires (noir ou blanc)

Les images binaires sont des images de profondeur $K=1$ bit, donc un pixel peut prendre l'une des valeurs : noir ou blanc (0 ou 1). C'est typiquement le type d'images que l'on utilise pour scanner du texte quand celui-ci est composé d'une seule couleur.



Figure 1.9 Exemple d'une image binaire.

1.4.2) Les images en niveaux de gris

En général, les images en niveaux de gris sont des images de profondeur $k=8$ bits, donc chaque pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle $[0..255]$, où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc). Ce type d'image est fréquemment utilisé pour reproduire des photos en noir et blanc ou du texte.

Dans plusieurs applications professionnelles de photographie et d'impression ainsi qu'en médecine et astronomie, 8 bits par pixel n'est pas suffisant, pour cela il existe d'autres types d'images en niveaux de gris de profondeur $K=12$, $K=14$ ou $K=16$ bits.

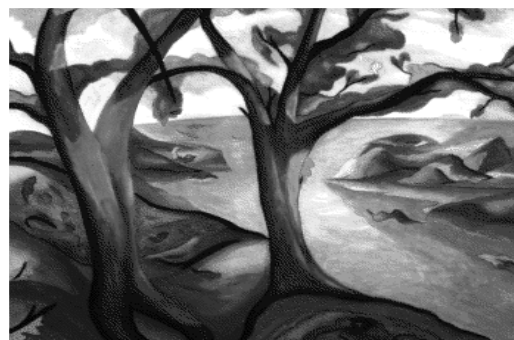


Figure 1.10 Exemple d'une image en niveaux de gris.

1.4.3) Les images couleurs

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs (trois, quatre...) donne une couleur.

La plupart des images couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 bits pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite $3 \times 8 = 24$ bits pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle $[0 \dots 255]$.

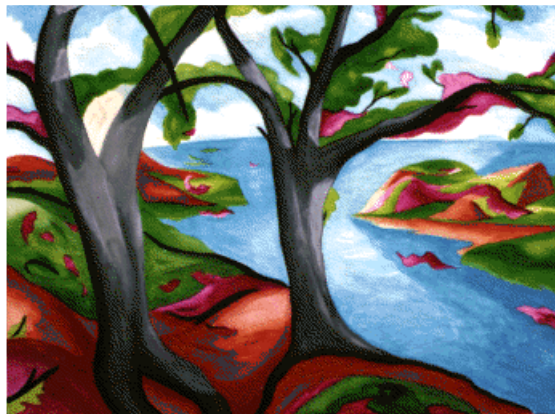


Figure 1.11 Exemple d'une image couleur

I.5) Les différents formats de fichiers d'image

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, incluant des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler.

La plupart des formats sont composés d'un en-tête contenant des attributs (dimension de l'image, type de codage, LUT, etc.), suivi des données (l'image proprement dite). La structuration des attributs et des données diffère d'un format à un autre. Il existe plusieurs formats d'images, nous allons mentionner quelques-uns [11].

1.5.1) Windows BitMaP(BMP)

Le format BMP est l'un des formats les plus simples. Il a été développé conjointement par Microsoft et IBM. Cette technologie a pour principal avantage la qualité des images fournies sans compression (sans perte de qualité). Cela fait de lui un format d'image très lourd, pas ou peu utilisé sur Internet.

1.5.2) Tagget Image File Format (TIFF)

Ce format est orienté vers les professionnels (imprimeurs, publicitaires...) car il a l'avantage d'être reconnu sur tous types de système d'exploitation : Windows, Mac, Linux, Unix, ... etc. Il permet d'obtenir une image de très bonne qualité, mais sa taille reste volumineuse, même si elle est inférieure à celle du fichier BMP.

1.5.3) Joint Photographic Expert Group (JPEG)

C'est le format le plus courant, on le rencontre sur Internet. Il occupe peu d'espace disque. C'est le format développé par les photographes pour transmettre des images de qualité photographique professionnelle. Il gère des millions de couleurs mais il ne possède pas de palette de couleurs associée et donc les couleurs peuvent être différentes sur des machines et des systèmes différents.

1.5.4) Graphics Interchange Format (GIF)

Les fichiers au format GIF sont fortement compressés tout en gardant une qualité très correcte. Ils possèdent une palette de couleurs associée (limité à 256 couleurs) et occupent peu d'espace disque.

1.5.5) Portable Network Graphic (PNG)

Le format PNG reprend le principe de codage du format GIF mais n'est pas limité à 256 couleurs, et offre une compression généralement plus efficace. Il permet donc contrairement à GIF d'enregistrer des photographies sans perte de qualité, mais avec un gain d'espace de stockage moindre comparativement au format JPEG.

I.6) Quelques aspects du traitement

Il existe une variété de traitements d'images, nous allons présenter quelques-uns

1.6.1) Binarisation

La binarisation (le seuillage) est la technique de classification la plus simple, où les pixels de l'image sont partagés par un seul seuil S en deux classes : ceux qui appartiennent au fond et ceux qui appartiennent à la scène (l'objet). L'image est alors séparée en deux classes de façon à ce que l'information comprise entre 0 et S est retenue et l'autre non, ou vice-versa [12].

Soit l'image $I(M * N)$, supposons que $f(x,y)$ représente le niveau de gris du pixel aux coordonnées $(x,y) \leq 0 \leq x < M ; 0 \leq y < N$ et S est le seuil choisi, les pixels de l'objet sont ceux ayant le niveau de gris inférieur à S et les autres ayant le niveau de gris supérieur

à S sont des pixels du fond. Alors, l'image binarisée G est déterminée par les pixels (x, y) dont la valeur est :

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < S \\ 255 & \text{si } f(x, y) \geq S \end{cases} \quad (1.2)$$



(a) Image Originale

(b) Image binarisée

Figure 1.12 Binarisation d'une image

1.6.2) Segmentation

La segmentation d'images est une opération qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis, et peut-être accomplie selon plusieurs méthodes. Les pixels ainsi regroupés en régions constituent un pavage ou une partition de l'image. La segmentation est une étape primordiale en traitement d'images [12].

1.6.3) Convolution

La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison de ses avoisinants. Elle consiste à faire balayer une fenêtre d'analyse (masque) sur l'ensemble des pixels de l'image.

L'opération de convolution est calculée en tout point de l'image source en 3 étapes :

- ✓ **Étape 1** : On centre le masque (par exemple un masque carré (3×3)) sur le pixel courant.
- ✓ **Étape 2** On calcule les 9 produits entre la valeur de l'image et la valeur du masque superposé.
- ✓ **Étape 3** : Puis on somme les 9 produits pour obtenir la valeur du pixel de l'image filtrée.

On peut résumer l'opération de convolution par la formule suivante

$$s(i, j) = \sum_{k=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} \sum_{l=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}} E_{i+k, j+l} \cdot h_{k, l} \quad (1.3)$$

où E est l'image d'entrée, h le masque de convolution avec h (0, 0) le centre du masque et N la taille du filtre (dans notre exemple N=3) [12].

I.7) Système de traitement d'image

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes :

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images [13].

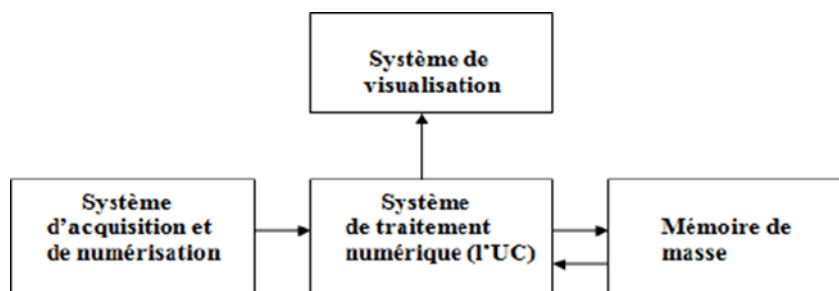


Figure 1.13 Composition d'un système de traitement numérique [14]

✚ Acquisition et numérisation

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners [13].

✚ Visualisation

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier. Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission [13].

I.8) Domaine d'application de traitement d'image

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V., vidéo, publicité, ...), la médecine (radiographie, ultrasons, ...), biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire).

De nouvelles applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques [15].

I.9) Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts les plus importants liés au domaine du traitement d'images, à travers différentes définitions qui donnent un aperçu de ce qu'est cette spécialisation, considérée comme importante dans de nombreux domaines, en particulier ceux liés à la médecine et à l'ingénierie.

CHAPITRE II : Techniques de segmentation d'image

II.1) Introduction

La segmentation d'images est l'opération la plus importante dans un système de traitement des images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. Un bon résultat de segmentation permet forcément une bonne interprétation. De ce fait, nombre de chercheurs ont travaillé sur le développement de méthodes et d'algorithmes dédiés. De plus, elle constitue, depuis quelques années, un axe important de recherche.

Ce chapitre a pour but de détailler l'importance et l'intérêt de segmentation d'images. Dans la première partie, nous décrivons le concept et le principe de la segmentation. La seconde partie est consacrée à la présentation des différentes méthodes de segmentation.

II.2) Segmentation d'images

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à partitionner une image I en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [16]

La segmentation d'images est la partition d'une image en un ensemble de régions qui ne se chevauchent pas et dont l'union est l'image entière.

Quelques règles à suivre pour obtenir une segmentation sont :

- ✓ Les régions doivent être uniformes et homogènes par rapport à certaines caractéristiques (niveau de gris, écart type, gradient).
- ✓ Leurs intérieurs doivent être simple et sans beaucoup de petits trous (des parties de région non segmentés).
- ✓ Les régions adjacentes doivent avoir des valeurs très différentes par rapport à la caractéristique prise en compte dans la segmentation.
- ✓ Les limites de chaque région doivent être simples et spatialement précises.

En termes mathématiques, la segmentation d'une image I en région $\{R_i\}, i = 1..n$, est définie par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i, R_i \neq \emptyset \\ \forall i, j \ i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset \\ \forall i, I = \cup R_i \end{array} \right. \quad (2.1)$$

Où R_i doivent être disjointes et celles qui sont adjacentes doivent être hétérogènes. [17]

II.3) Objectifs de la segmentation

La segmentation est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique. A ce titre, les objectifs de la segmentation sont :

- ✓ Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).
- ✓ Localiser de manière précise les contours des régions.
- ✓ L'extraction d'éléments et d'informations qualitatives de l'image.
- ✓ L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.
- ✓ Réduction de bruit. [17]
- ✓ Fournit une description de haut niveau : représentée par un graphe dont les nœuds sont des régions, chaque région est connectée à ses voisines, et chaque région a une étiquette qui donne des informations telles que la taille, la couleur, la forme, etc.
- ✓ Aide au diagnostic (temps réel ou pas)
- ✓ Indexation, reconnaissance des formes. [18]

II.4) Différentes familles d'approches de la segmentation :

L'objet majeur de toute méthode de segmentation est l'extraction d'indices visuels dits "attributs" caractérisant les objets d'une image. Ces attributs correspondent à des points d'intérêts ou à des zones de caractéristiques de l'image. Il n'existe pas une méthode universelle pour segmenter une image, généralement elle peut se faire suivant différentes approches. choix d'une technique de segmentation est lié à:

- ✓ La nature de l'image (éclairage, contours, texture, etc).
- ✓ Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, Mesures, etc).
- ✓ Aux primitives à extraire (droites, régions, textures, etc).
- ✓ Aux contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire, etc).

A ce jour, toutes les méthodes de segmentation existent dans la littérature et peuvent être regroupées dans une structure générale composée de trois grandes catégories, comme c'est illustré dans la **Figure2.1**. [19]

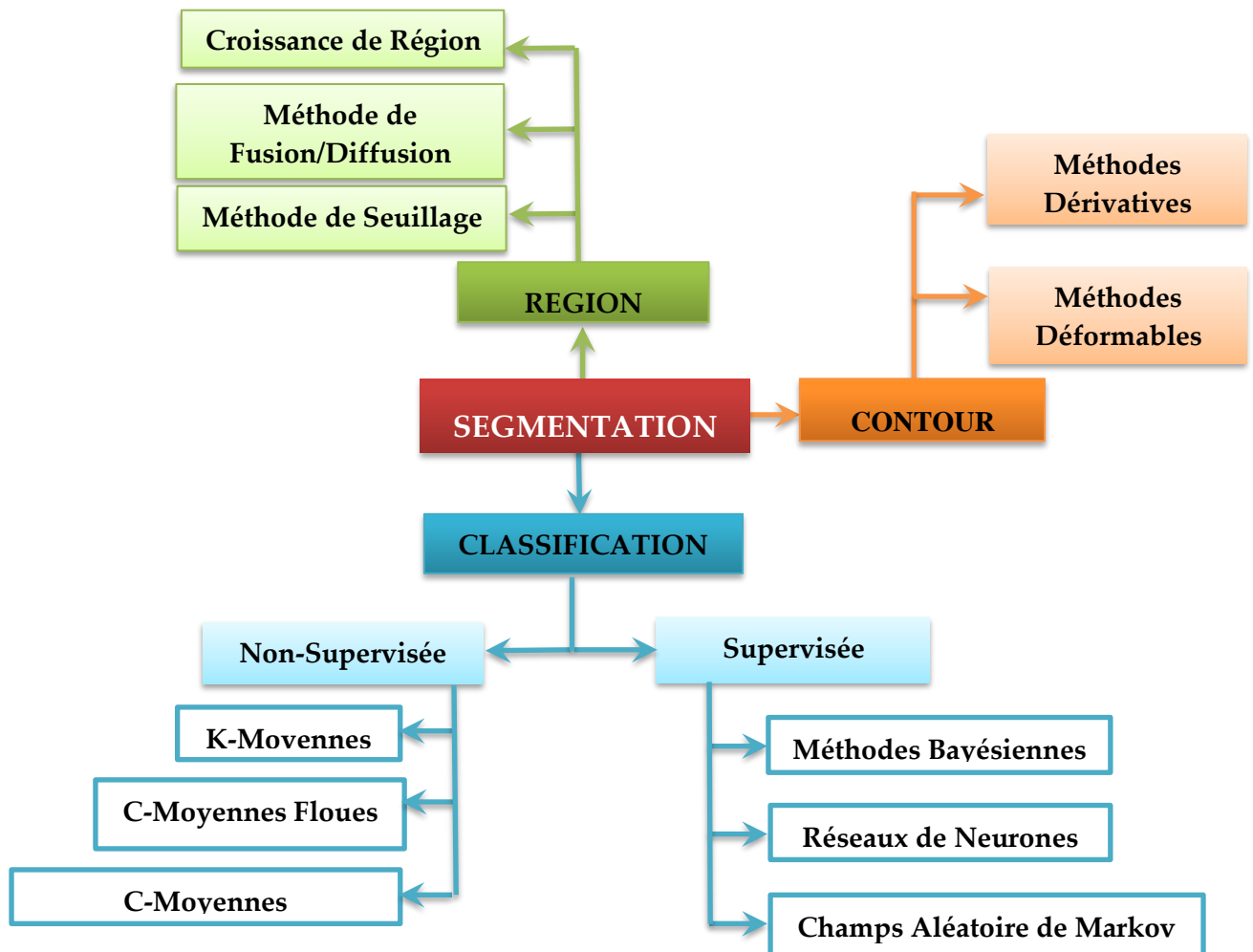


Figure2.1 Classification des différentes méthodes de segmentation

2.4.1 Segmentation par approches contours :

De façon général, un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. La détection de contours consiste à repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. Les approches contour opèrent à trouver les zones de variations significatives d'intensité lumineuse (niveaux de gris) ou de couleur dans l'image. Nous pouvons citer les approches se basant sur l'opérateur de gradient, l'opérateur Laplacien et les différents filtres à savoir : le filtre de Sobel, Prewitt et Roberts ou bien des approches analytiques comme le filtre de Canny [19] Mais ce genre de techniques est peu utilisable car il donne souvent des contours non fermés, bruités ou non détectés ; une utilisation des propriétés des régions comprise entre ces contours pourrait nettement améliorer la détection de ce derniers [20].

2.4.2 Segmentation par approches régions

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions en utilisant les propriétés de l'image telles que la couleur, texture, forme...etc. Ces méthodes utilisent principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels. Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région.[21].

Croissance des régions

C'est une technique ascendante : on part d'un ensemble de petites régions uniformes dans l'image (de taille d'un ou de quelques pixels) où les points sélectionnés représentent les régions initiales. Ces régions croient au fur et à mesure par l'incorporation des pixels les plus similaires jusqu'à ce que l'image soit couverte [22].

2.4.2.1



Figure 2.2 Choix des pixels initiaux [17]



Figure 2.3 Croissance progressive d'une région

Résultat final [17]

Les limites de cette technique :

- L'influence du choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité sur le résultat de la segmentation
- Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.

- Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés. [23]

2.4.2.2 Méthode par division/fusion (Split and Merge)

Proposées par Horowitz [24], elles réunissent l'ensemble des algorithmes utilisés dans les techniques précédemment citées (méthodes par fusion et méthodes par division). Le processus de segmentation se déroule en deux étapes: la division en blocs (régions) suivant un critère d'hétérogénéité est effectuée en premier lieu ; puis, suit l'étape de fusion où toutes les régions adjacentes qui découlent de l'étape de division et vérifiant une heuristique d'homogénéité sont regroupées.

2.4.2.3 Méthode de seuillage

Le seuillage est une approche simple de la segmentation [25]. Donc c'est une méthode simple et très populaire pour le traitement des images numériques. Le seuillage sert de composante de base à des algorithmes plus complexes de segmentation. [26]

Le seuillage peut être :

Global : un seuil pour toute l'image dépend de $I(i,j)$.

Local : un seuil pour une portion de l'image dépend de $N(i,j)$.

Adaptatif : un seuil s'ajustant selon les parties de l'image. [27]

Seuillage de base (2 classes) :

Si valeur (pixel) > seuil alors valeur (pixel) = 1

Si valeur (pixel) < seuil alors valeur (pixel) = 0

Le résultat du seuillage est une image binaire 0 ou 1.

Remarque : parfois en transforme 0:255 pour l'affichage)

2.4.3 Choix des seuils

2.4.3.1 Seuillage d'histogramme simple

On applique cet algorithm: [17]

$$G(x; y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) \text{ supérieur ou égal de } T \text{ (} T \text{ c'est le seuil)} \\ 0 & \text{si } f(x, y) \text{ inférieur de } T \end{cases}$$

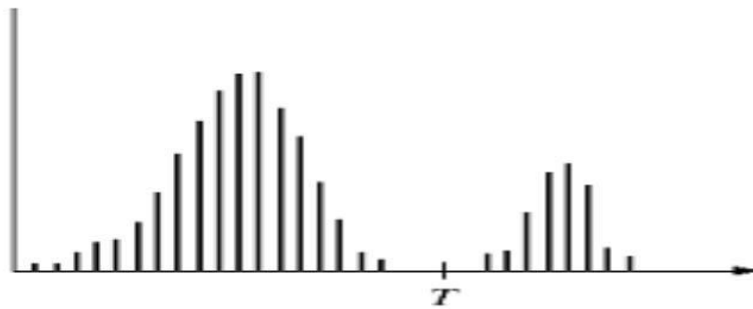


Figure 2.4 histogramme d'un seuil simple. [17]

Donc on souhaite voir les résultats pour appliquer cet algorithme sur des images il y a un exemple sur ceci (voir figure 2.5)

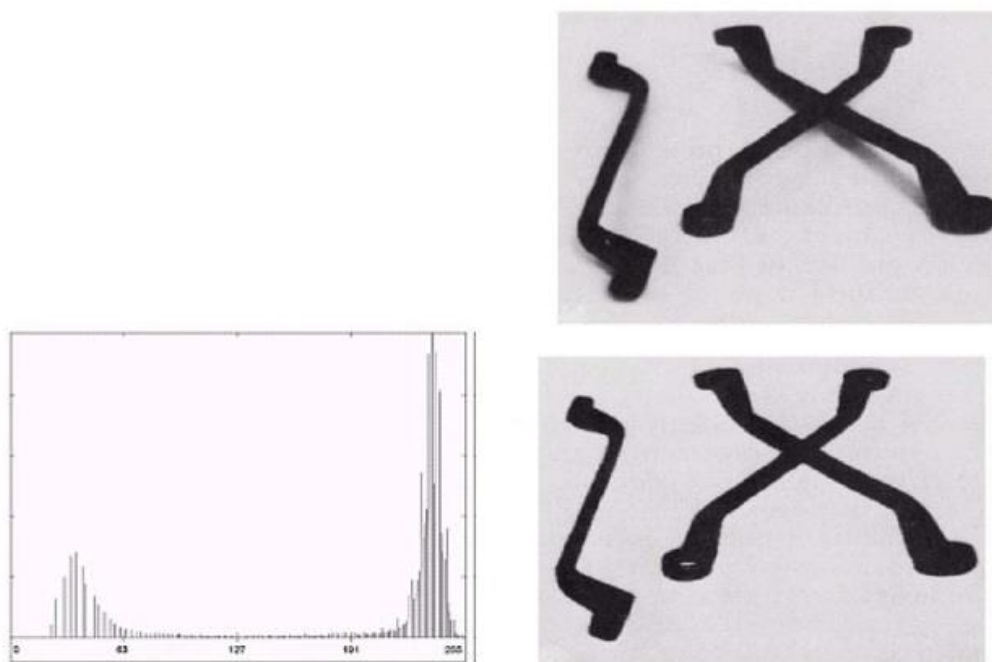


Figure 2.5 Application du seuillage [17]

2.4.3.2 Seuillage histogramme multiple

$$G(x ; y) = \begin{cases} 2 & \text{si } f(x ; y) \text{ supérieur ou égal de } T2 \\ 1 & \text{si } f(x ; y) \text{ supérieur ou égal de } T1 \\ 0 & \text{si } f(x ; y) \text{ inférieur de } T1 \end{cases} \dots\dots\dots N$$

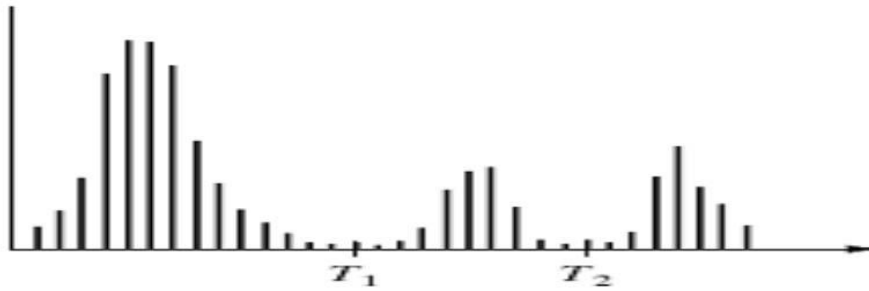


Figure 2.6 histogramme d'un seuil multiple [17]

2.4.4 Segmentation par approches de classification

2.4.4.1 Classification supervisée

Ces sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues *a priori* avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles nécessitent une première phase *d'apprentissage* sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une deuxième phase pour décider de l'appartenance d'un individu à telle ou telle classe. On répertorie par exemple dans ce type d'approche les réseaux de neurones. [17]

2.4.4.1.1 Méthode Bayésiennes

Ce sont des méthodes qui reposent sur la théorie de Bayes représentant une référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification. Le principe de cette théorie est le suivant : Soit X_j le vecteur forme dont la classe est inconnue et qu'on veut la déterminer, et soit C_i une hypothèse (X_j appartient à la classe C_i par exemple). On cherche à déterminer $P(C_i/X_j)$ la probabilité de vérification de C_i après l'observation de X_j . $P(C_i/X_j)$ est la probabilité postérieure (après la connaissance de X_j) tandis que $P(C_i)$ est la probabilité à priori représentant la probabilité de vérification de C_i pour n'importe quel vecteur forme. Le théorème de Bayes propose une méthode de calcul de $P(C_i/X_j)$ en utilisant les probabilités $P(C_i)$, $P(X_j)$ et $P(X_j/C_i)$: [28] :

$$P(C_i/X_j) = \frac{P(C_i)P(X_j/C_i)}{\sum_{k=1}^C P(C_k).P(X_j/C_k)} \quad \forall i \in [1 \dots C] \quad (2.2)$$

$P(C_i/X_j)$ est donc la probabilité d'appartenance de X_j à la classe C_i , $P(C_i)$ la probabilité d'apparition de la classe C_i (peut être calculée comme le rapport entre le nombre d'échantillons appartenant à la classe C_i et le nombre total d'échantillons). $P(X_j/C_i)$ peut être considéré comme la probabilité d'apparence de chaque valeur des attributs de X_j dans les attributs des échantillons appartenant à la classe C_i . Alors l'algorithme cherche à déterminer pour chaque élément X_j la classe C_i qui maximise la probabilité de contenir cet élément.

2.4.4.1.2 Réseaux de neurones

Un réseau de neurones [29][30][31] est un réseau d'unités élémentaires (les neurones) interconnectées organisées selon une architecture. L'idée principale est de regrouper des neurones par couche et de connecter complètement les neurones des couches adjacentes (voir **Figure 2.2**). Ces neurones sont organisés en réseau de multicouches: une couche d'entrée (paramètres caractérisant un objet), une couche de sortie (fournissant la classe trouvée pour un objet) et éventuellement un ensemble de couches intermédiaires appelées couches cachées (augmentant les possibilités d'apprentissage). Pour chaque couche, on calcule un produit scalaire entre un vecteur de poids et le vecteur de sortie donné par la couche précédente.

Les poids des connexions sont éventuellement modifiés au cours d'un cycle d'apprentissage pour obtenir la relation d'entrée/sortie désirée du réseau. Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique, et se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avants [32]. En segmentation d'images, les réseaux de neurones sont utilisés comme classifieurs, où les poids synaptiques sont déterminés par apprentissage sur une base d'images dont le résultat de segmentation est connu, on parle alors de réseau de neurones supervisé [33],[30],[31]

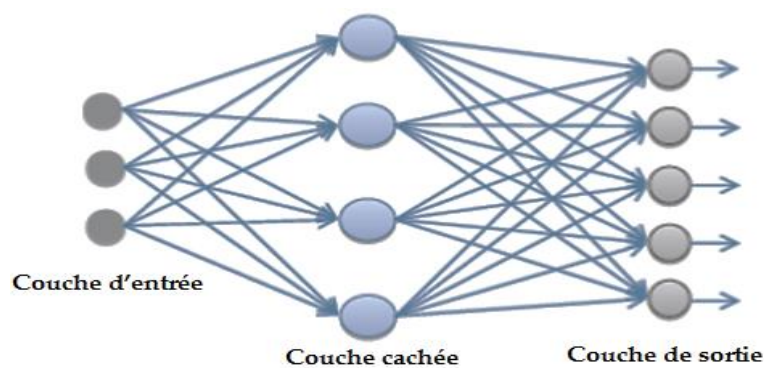


FIGURE 2. 7 structures de réseaux de neurones artificiels [34]

2.4.4.1.3 Champs Aléatoire de Markov

L'approche proposée par Nicolas est une autre application des champs Markoviens au traitement d'images. Le principe de la méthode est d'essayer de retrouver les classes d'origine des régions X en fonction de la valeur des pixels Y . Le principe est donc très proche de la binarisation de textes en utilisant les champs de Markov. Nicolas propose d'utiliser un apprentissage pour déterminer la loi de probabilité de $P(Y/X)$. Un vecteur de 18 caractéristiques est utilisé pour caractériser chaque site (ou pixel) en utilisant la densité dans une fenêtre entourant le pixel. Ensuite, l'algorithme EM (Espérance - Maximisation) permet de définir les

paramètres des gaussiennes permettant de caractériser la loi $P(X/Y)$, grâce à des échantillons étiquetés à la main. De même, les potentiels d'interactions V_c sont appris en estimant les fréquences d'apparition de chaque couple d'étiquettes selon les différentes cliques. Cette méthode est parfaitement adaptée aux documents présentant une forte variabilité aussi bien dans la mise en forme que dans la qualité, ce qui lui permet d'avoir de bon résultat dans le cadre de documents manuscrits. De plus, la méthode peut encore être améliorée en affinant l'estimation des différentes lois de probabilités. Cependant, l'apprentissage rend la méthode peu robuste dans le cas où une même étude porterait sur différents documents n'ayant pas les mêmes caractéristiques [35].

2.4.4.2 Classification non supervisée

L'intérêt des méthodes non supervisées est qu'elles ne nécessitent aucun apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. Elles ont pour but de segmenter un ensemble de vecteurs non labellisés (la classe n'est pas fournie) en zones homogènes qui possèdent *homogénéité dans les classes* (les données appartenant à une même classe doivent être les plus similaires possibles) et *hétérogénéité entre les classes* (les données appartenant à différents classes doivent être les plus dissemblables possibles). Nous décrivons brièvement les approches les plus connues comme l'algorithme K-moyennes C-moyenne floues, Kernel Fuzzy C-Means et Possibiliste C-Means:[28].

2.4.4.2.1 Algorithme K-moyennes

L'algorithme K-moyennes (en anglais K-Means),[36] un outil de classification classique qui permet de regrouper l'ensemble des pixels de l'image à partir de leurs propriétés en k classes (ou clusters) en fonction de leurs intensités. Chaque classe K_i est définie par un centroïde v_i et chaque pixel est assigné à la classe dont le centroïde est le plus proche.

En considérant une image composée de N pixels, la segmentation par l'algorithme K-moyennes vise à minimiser la variance intra-classe, qui se traduit par la minimisation de la fonction objective suivante :[28]

$$J(x, b) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^N \|x_j - v_i\|^2, \quad (2.3)$$

où :

x_j Représente l'intensité du pixel j .

v_i Est le centre du cluster i .

|| Représente la norme qui mesure la similarité entre un pixel et un centre.

2.4.4.2.2 Algorithme C-moyennes floues

L'algorithme C-moyennes floues (en anglais Fuzzy C-Means (FCM)) développé essentiellement par Bezdek [37], est une extension de l'algorithme classique k-means. Cette méthode est une méthode de classification non supervisée basée sur le principe de la logique floue dans la définition des classes. L'objectif de l'algorithme c-moyennes floues est donc de trouver des valeurs prises par les centroïdes des classes, d'une part, et les degrés d'appartenance des pixels à ces classes d'autre part, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objective suivante:

$$J_{FCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d^2(x_j, v_i), \quad (2.4)$$

où :

- n est le nombre de pixels à classer (la taille du vecteur de données), c représente le nombre de classes, m est l'indice de flou généralement égal à 2.
- x_j est le pixel d'indice j et v_i est le prototype (centroïde) de classes i .
- u_{ij}^m représente le degré d'appartenance de x_j à la classe i connue par son centroïde v_i .
 - d mesure à similarité entre le prototype et le vecteur de données.

L'algorithme FCM génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Cette dernière est minimisée lorsque les degrés d'appartenance élevés sont obtenus dans les zones proches des centres de classes.

Exemple :

On a : $X : [1 \ 1.5 \ 1.3 \ 3]$ et $Y : [3 \ 3.2 \ 2.8 \ 1]$

Étape 1 : sélectionnez c ; disons $c = 2$ donc 2 clusters. Paramètre de flou $n=2$ (n est toujours une ligne entre 25 et 2) ; critère de convergence de $e=0.01$; partition floue initiale //matrice d'appartenance $=U^0 = [1 \ 1 \ 1 \ 0; 0 \ 0 \ 0 \ 1]$

Étape 2 : calcul du centre du cluster initial

$$C=1 \quad U_{ij} = \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^2 * x_{kj} / \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^2$$

$$U_{ij} = (\mu_1^2 x_{1j} + \mu_2^2 x_{2j} + \mu_3^2 x_{3j} + \mu_4^2 x_{4j}) \div (\mu_1^2 + \mu_2^2 + \mu_3^2 + \mu_4^2)$$

$$U_{11} = (1*1) + (1*1.5) + (1*1.3) + (0*3) / 1^2 + 1^2 + 1^2 + 0^2 = 1.26$$

$$U_{12} = 3 + 3.2 + 2.8 / 3 = 3.$$

$$U_1 = \{1.26, 3\}$$

$$C=2 \quad U_{2j}=X_{4j}/0+0+0+1 \quad U_{21}=3/1=3$$

$$U_{22}=1/1=1 \rightarrow U_2= \{3, 1\}$$

Calculer la distance sur chaque point de données de cluster :

$$D_{11}=\sqrt{(1 - 1.26)^2 + (3 - 3)^2}=0.26$$

$$D_{12}=\sqrt{(1.5 - 1.26)^2 + (3.2 - 3)^2}=0.31$$

$$D_{13}=\sqrt{(1.3 - 1.26)^2 + (2.8 - 3)^2}=0.20$$

$$D_{14}=\sqrt{(3 - 1.26)^2 + (1 - 3)^2}=2.65$$

$$D_{21}=\sqrt{(1 - 3)^2 + (3 - 1)^2}=2.82$$

$$D_{22}=\sqrt{(1.5 - 3)^2 + (3.2 - 1)^2}=2.66$$

$$D_{23}=\sqrt{(1.3 - 3)^2 + (2.8 - 1)^2}=2.41$$

$$D_{24}=\sqrt{(3 - 3)^2 + (1 - 1)^2}=0$$

Etape3 : Mettre à jour la matrice d'adhésion

$$\mu_{ik}=[\sum_{j=1}^n(\partial_{ik} \div \partial_{jk})]^{-1}$$

$$\mu_{11}=[\sum_{j=1}^2(\partial_{11} \div \partial_{11})]^{-1}=[\partial_{11} \div \partial_{11}) + (\partial_{11} \div \partial_{21})]^{-1}=0.991$$

$$\mu_{12}=[\sum_{j=1}^n(\partial_{12} \div \partial_{12}) + (\partial_{12} \div \partial_{22})]^{-1}=0.982$$

$$\mu_{13}=[\sum_{j=1}^n(\partial_{13} \div \partial_{13}) + (\partial_{13} \div \partial_{23})]^{-1}=0.993$$

$$\mu_{21}=0.009 ; \mu_{22}=0.014 ; \mu_{23}=0.001 ; \mu_{24}=1$$

Mettre à jour la partition floue

$$\mu^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.991 & 0.986 & 0.9930 & 0 \\ 0.009 & 0.014 & 0.0010 & 1 \end{bmatrix}$$

Etape 4 : vérifier la convergence

$$\text{Max}_{ik}=\mu^1_{ik} - \mu^0_{ik} = 0.0134 > 0.01$$

Oui → arreter l'itération

No → repeter les étapes au début de 2

Algorithme c-moyennes possibilistes

Krishnapuram et Keller [38], ont proposé une méthode de classification. C-moyenne possibilistes (Possibilistic C-Means (PCM)), afin d'augmenter la robustesse de l'algorithme FCM vis-à-vis du bruit. Cette méthode est une version améliorée de la méthode FCM [39].

La définition d'une partition floue, donnée en Eq. (2.5) impose que la somme des degrés d'appartenance d'un élément à l'ensemble des classes soit égale à 1 :

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \quad \forall j \in \{1..N\} \quad (2.5)$$

Cette contrainte apporte un certain nombre de problèmes si l'on veut extraire les propriétés de chaque cluster. Pour remédier à ces problèmes, Krishnapuram et Keller [38] ont défini la partition floue de la manière suivante :

$$(\forall i \in \{1..C\}, \forall j \in \{1..N\}) \left\{ \begin{array}{l} u_{ij} \in [0,1] \\ 0 < \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \end{array} \right. \quad (2.6)$$

$$\forall i \in \{1..C\} \max(u_{ij}) > 0 \quad (2.7)$$

Leur travail est motivé essentiellement par le besoin de remédier au caractère relatif des degrés d'appartenance générés par FCM. Ces derniers sont interprétés en tant que degrés de vérité relatifs décrivant l'appartenance d'un vecteur quelconque à chacun des clusters possibles. Un élément à classer est donc partagé entre ces différents clusters. Contrairement, les degrés d'appartenance générés par PCM ne sont plus des degrés relatifs, mais deviennent des valeurs absolues [38] ; [39]

Une nouvelle fonction objective a été proposée par Krishnapuram et Keller [38] est exprimée comme suit:

$$J_{PCM}(V, U, X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x_j, v_i) + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{j=1}^N (1 - u_{ij})^m \quad (2.8)$$

La minimisation de cette fonction objective est réalisée par le processus itératif décrit par *l'algorithme 2*. Le premier terme de cette expression correspond au critère du FCM, le second terme impose des valeurs les plus grandes possibles aux possibilités d'appartenance. Les Eqs.

(2.9) (2.10) de l'algorithme PCM peuvent être obtenues en calculant alternativement le degré d'appartenance u_{ij}^m et les centroïdes v_i jusqu'à la convergence comme suit:

$$u_{ij} = \frac{1}{1 + \left(\frac{d^2(x_j, b_i)}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \begin{cases} \forall i \in \{1..C\} \\ \forall j \in \{1..N\} \end{cases} \quad (2.9)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad \forall i \in \{1..C\} \quad (2.10)$$

Le paramètre η_i est un nombre positif et définit l'importance du second terme pour le processus itératif de minimisation. Il fixe la distance à partir de laquelle le degré d'appartenance d'un élément à une classe est égal à 0,5. Ce paramètre peut être défini de plusieurs manières dans la mise en œuvre de l'algorithme itératif de minimisation. Il est souvent estimé à l'initialisation de l'algorithme et éventuellement ré-estimé lors d'une seconde passe. L'expression de η_i classiquement utilisée dans la littérature (et également proposée par Krishnapuram) est la moyenne de la distance floue intra-classe au centroïde v_i définie par :

$$\eta_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x_j, v_i)}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (2.11)$$

II.5) Conclusion

Dans ce chapitre, nous discutons et évaluons principale technique l'image de segmentation utilisées à des fins d'image dans notre analyse. On constate qu'il n'y a pas de méthode parfaite pour l'image segmentation parce que le résultat de la segmentation de l'image est dépend de nombreux facteurs, à savoir la couleur des pixels, la texture, l'intensité, similitude des images, du contenu de l'image et du domaine du problème.

Il n'est donc pas possible d'envisager une méthode unique pour tous les types d'images ni toutes les méthodes peuvent bien fonctionner pour un type d'image particulier. Par conséquent, il est bon d'utiliser hybride la solution consiste en plusieurs méthodes de problème de segmentation d'image

CHAPITRE III : Application de la Méthode FCM sur des Images de Joints Soudés

III.1) Introduction

De nombreuses industries réalisent des assemblages d'éléments métalliques par soudage (chaudronnerie, menuiserie métallique, constructions navale, offshore, ferroviaire et automobile,...). Il existe aujourd'hui de nombreux procédés de soudage répondant à la très grande variété d'assemblage à réaliser et aux caractéristiques des métaux utilisés.

Plusieurs paramètres (flux de gaz, l'intensité de soudage, vitesse de soudage, la longueur de l'arc, etc.), qui sont liés entre eux par un processus hautement non linéaire et fortement couplés [40], influencent la qualité de la soudure [41]

La complexité du processus de soudage à l'arc [42], [43], [44], rendre son description par un modèle théorique difficile. Pour résoudre cette lacune, nous adopterons la reconnaissance des formes pour la construction d'un system de contrôle en ligne de la qualité de soudage.

L'utilisation d'une technique de segmentation d'image pour les diagnostic des défaut dans les images radiographique de la soudure permet de gagner la qualité et le temps.

Dans ce chapitre nous allons aborder dans un premier temps, la définition du soudage et le différent type de soudage. Ensuite la technique de segmentation d'image par l'algorithme Fuzzy C mean est appliquée sur plusieurs images radiographiques. Les résultats obtenus seront discutés et analysés.

- **Définition :** Le soudage est l'opération consistant à réunir deux ou plusieurs parties constitutives d'un assemblage de manière à assurer la continuité entre les parties assemblées, soit par chauffage, soit par intervention de pression, soit par l'un et l'autre, avec ou sans emploi d'un produit d'apport dont la température de fusion est du même ordre de grandeur que celle du matériau de base. [45]

une explication plus détaillée du soudage à l'arc électrique est montrée dans la **Figure 3.1**.

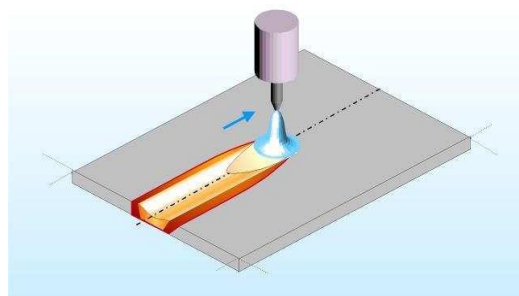


Figure3.1 : assemblage de 2 pièces par un métal (soudage) [45]

III.2) Les différents types de soudage

3.2.1) Le soudage à l'arc

C'est un procédé de soudure par fusion où la chaleur est produite par un arc électrique, formé entre le métal de base et l'électrode, ou entre deux ou plusieurs électrodes. Le contact puis le léger éloignement de l'électrode par rapport aux pièces provoque l'arc électrique. L'électrode est constituée d'un métal dont les caractéristiques mécaniques, chimiques et physiques sont très proches du métal des deux pièces à souder[46].

3.2.2) Le soudage TIG

Le **soudage TIG (Tungsten Inert Gas)** comme illustré dans la figure 3.4 est une technique de soudure utilisant un **arc électrique**, une électrode en tungstène et un gaz inerte (ou neutre). L'arc électrique est établi entre une électrode en tungstène et les pièces à souder. Un **gaz neutre** est projeté dans la zone de soudage pour protéger l'arc électrique, l'électrode, le métal d'apport et le bain de fusion de l'oxydation de l'air. Ce gaz neutre est généralement de **l'argon** car il peut protéger tous les métaux en fusion. Ce type de soudage est destiné à la **réalisation de travaux fins** requérant une qualité de soudure parfaite. (**Figure 3.2**)

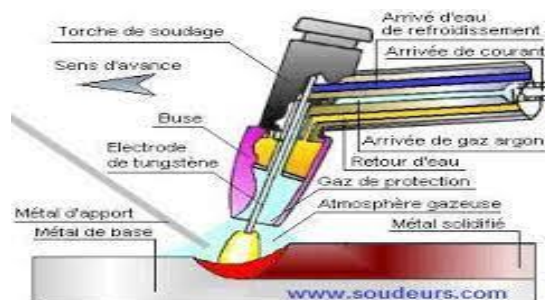


Figure.3.2 : soudage TIG [46]

3.2.1) Le soudage MMA

Le **soudage MMA (Manual Metal Arc)** comme montré dans les **Figures 3.3et 3.4** est une **technique de soudure à l'arc électrique**. Le but est de créer un court-circuit qui provoque un arc électrique et un **très grand dégagement de chaleur** (4000 voire 4500°C). C'est l'électrode qui sert de métal d'apport et qui permet donc de réaliser la soudure en fondant sur la pièce à souder. **L'électrode** peut être de trois types différents[46] :

- Elle peut être **rutile** c'est-à-dire que l'enrobage est en oxyde de titane, en alliage ferreux et en silicate ;
- Elle peut être **basique** avec un enrobage en carbonate de calcium, en alliage et en fondant (spat fluor) permettant d'abaisser la température de fusion ;

- Elle peut être **cellulosique** avec un enrobage de cellulose et de matières organiques qui assure une abondance de gaz et permet une meilleure pénétration.
- L'électrode détermine le choix de la polarité : une électrode rutile a une polarité directe (électrode au -) tandis qu'une électrode basique a une polarité inversée (électrode au +).
- Le soudage MMA est employé pour les **soudures épaisses**, les cordons larges et les gros efforts mécaniques.

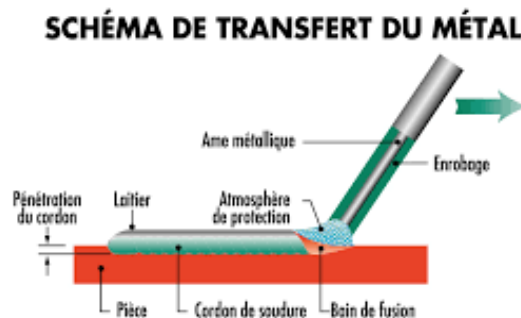


Figure.3.3: schéma de transfert métallique

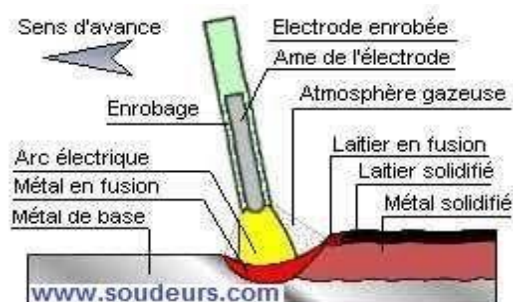


Figure3.4 : Le soudage MMA

3.2.3) Le soudage MIG-MAG

Le **soudage MIG-MAG** comme illustré par la **Figure 3.5** est une technique de soudure qui crée un **arc électrique** et qui mélange deux procédés : le procédé **MIG (Metal Inert Gas)** qui utilise un gaz de protection inerte et le procédé **MAG (Metal Active Gas)** qui utilise un gaz de protection actif. Avec cette technique, l'électrode sert de métal d'apport. Le **gaz inerte (Argon ou Hélium)** dans le procédé MIG et le **gaz actif (Argon/CO₂ ou Argon/Oxygène)** dans le procédé MAG permettent de protéger l'électrode, l'arc électrique et le bain de fusion. Cette technique de soudage est utilisée pour les **soudures par points**, épaisses ou rapides pour les matières suivantes : acier, inox, aluminium[46].

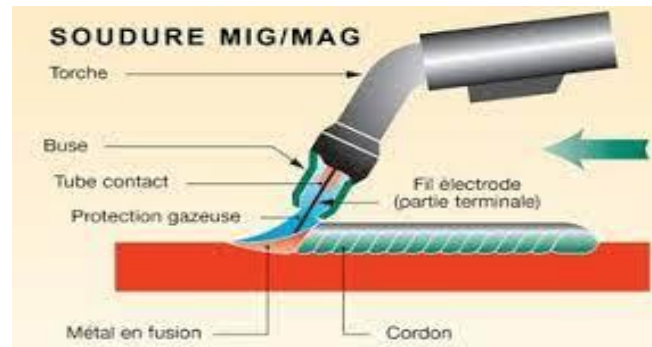


Figure.3.5: Le soudage MIG/MAG

III.3) Les différents régimes de soudage

La fusion du fil et le transfert dans l'arc peuvent s'effectuer de différentes manières en fonction de la nature des gaz de protection, de la tension et de l'intensité de l'arc. Ce paragraphe décrit les différents transferts dits spontanés obtenus grâce à des générateurs fournissant une tension et une intensité continue (50 – 650 A). Il aborde aussi les régimes de transfert forcés découlant de l'utilisation de formes d'ondes particulières (utilisation de deux niveaux d'intensité, utilisation d'une source de polarité variable) [47].

3.3.1) Transfert par court-circuit

Pour de faibles énergies d'arc (soit une intensité variant de 50 à 200 A et une tension de 15 à 20 V) le dépôt de métal se fait de manière discontinue en une alternance de temps d'arc et de temps de court-circuit, voir (**Figure 3.6**) Durant le temps d'arc, c'est-à-dire durant la phase où est créé l'arc électrique, une goutte se forme au bout du fil par effet Joule dans la partie terminale et par l'influence de l'arc électrique et grossit jusqu'à venir en contact avec le bain, créant ainsi un court-circuit. Au cours de cette période de court-circuit, le courant augmente rapidement et engendre des forces électromagnétiques faisant apparaître un pincement entre la partie solide et la partie liquide du fil de soudage, ce qui facilite alors le détachement de la goutte. Suite à cela, un arc s'établit à nouveau entre le fil de soudage et la tôle. Un nouveau cycle de formation d'une goutte peut alors recommencer. Due à la faible énergie de l'arc, ce régime est appelé "froid"[47].

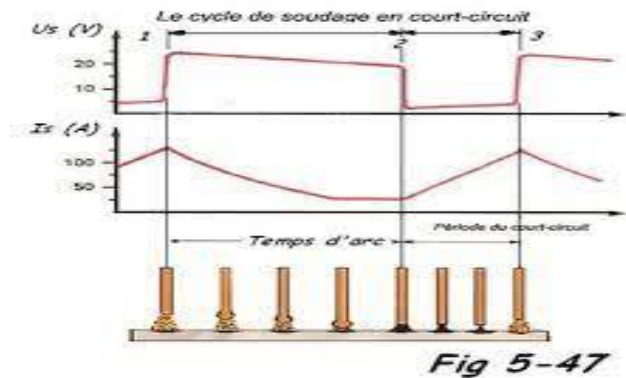


Figure.3.6 : Transfert de métal de soudure par court-circuit

Dans le cadre du soudage en régime de court-circuit, la fréquence des phénomènes varie en fonction des réglages et oscille dans une gamme de 40 à 250 Hz comme le montre la (Fig. 3.9) dans le cadre du transport de matières en régime de court-circuit pour une tension de 16 V, une intensité variant de 50 à 250 A et différentes vitesses du fil de soudage.

3.3.2) Transfert par pulvérisation axiale (spray)

Pour des hautes énergies de soudage, soit une densité de courant supérieure à 250 A.mm^2 selon la nature du fil et le gaz de protection, le transfert de métal se produit sous forme de fines gouttelettes dont le diamètre est inférieur à celui du fil, voir Fig.3.14. Les fines gouttelettes sont projetées à grande vitesse dans l'axe du fil. Ce transfert de métal procure un arc stable avec peu de projections et il permet une pénétration et un volume de métal déposé important. Au vu du niveau d'énergie utilisé, ce procédé concerne les épaisseurs supérieures à 5 mm. Les signaux de tension et d'intensité observés entre l'électrode et la tôle sont pour ce régime quasi continus. Il a été développé à partir de ce régime par pulvérisation axiale un régime de transfert dérivé (spray+) autorisant un soudage à des niveaux d'intensité et de tension supérieurs, permettant ainsi une profondeur de pénétration accrue [47].

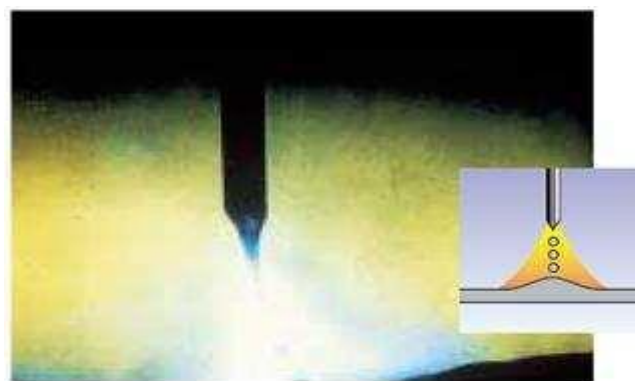


Figure.3.7 : Transfert par pulvérisation axiale.

Transfert globulaire

Ce régime de soudage, S'établit pour un niveau d'énergie se situant entre les niveaux d'énergie du régime de court-circuit et du régime par pulvérisation axiale. Ainsi, les gouttes ont une croissance lente, et au contraire du régime de court-circuit, le courant n'est pas suffisamment élevé pour produire un resserrement du col entre la phase liquide et la phase solide et donc un détachement de la goutte. Le transfert se fait par court-circuit,



Figure 3.8 : Transfert globulaire

lorsque la goutte touche le bain ou lorsque, sous l'effet de la pesanteur, la goutte se détache du fil. La goutte suit alors une trajectoire aléatoire qui n'est pas toujours dans l'axe de l'arc. Ce mode de transfert est instable et provoque de nombreuses projections. Les formes des signaux électriques correspondant à ce régime sont ceux du régime par court-circuit, à la différence que la fréquence du phénomène n'est plus régulière. Ce mode de transfert doit être évité au maximum.[47]

3.3.3) Le régime pulsé

Le régime pulsé est réalisé grâce à la superposition de pics d'intensité à un courant de base. L'arc est constamment maintenu et il y a libération de fines gouttelettes de métal d'apport lors des pics d'intensité. Ce régime de transfert particulier permet de réaliser des cordons avec des contraintes d'épaisseur et de caractéristiques des matériaux qui nécessiteraient l'utilisation d'un régime globulaire.

3.3.4) Le régime par court-circuit forcé

Le transfert par court-circuit forcé (*short-arc* +) est utilisé dans une gamme de vitesse de déplacement de la torche où l'augmentation de l'intensité correspondante entraînerait l'apparition d'un transfert globulaire. Ce transfert permet de conserver un

transfert par court-circuit et donc des taux de projection faibles. Ce régime de soudage est obtenu avec des postes de soudage particuliers dont les formes d'ondes permettent de maintenir une fréquence de court-circuit régulière.[47]

3.3.5) Le transfert à veine liquide rotative

Pour des intensités de l'ordre de 500 A et des tensions de 45 à 50 V, le transfert par pulvérisation axiale est soumis à des forces électromagnétiques importantes. A ce niveau d'énergie, le métal liquide soumis à ces forces effectue un mouvement de rotation dans l'arc,

Au vu de l'énergie apportée par l'arc, ce régime permet une productivité élevée pour des éléments à souder de forte épaisseur.

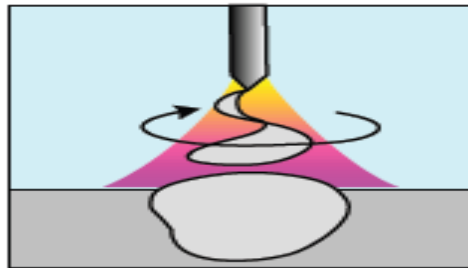


Figure3.9 : Transfert à veine liquide rotative

3.3.6) Synthèse :

Les régimes de soudage définis auparavant sont représentés dans un diagramme tension d'arc - intensité d'arc. Ce diagramme montre aussi le résultat (niveau de pénétration du cordon, largeur du cordon, etc.) de chaque opération de soudage pour chaque régime.

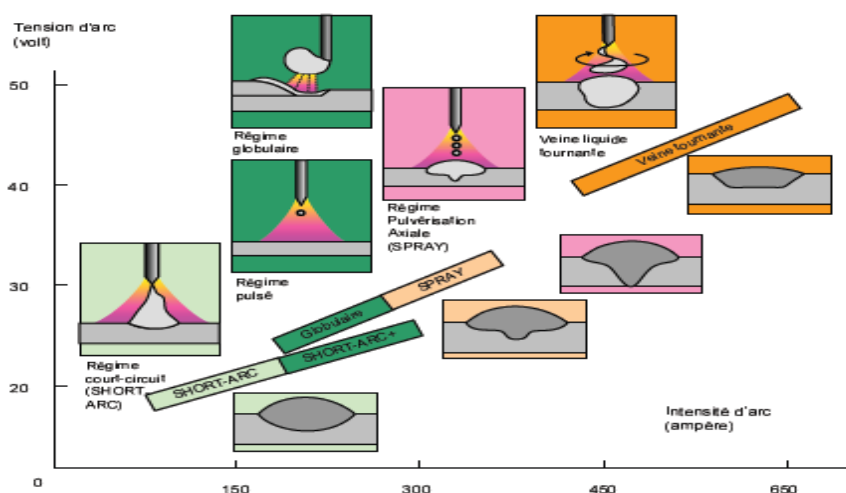


Figure3.10 : Schéma récapitulatif de différents transferts

L'utilisateur d'une installation de soudage ne doit intervenir que sur un minimum d'éléments pour effectuer le réglage d'un générateur. Pour ce faire, il est indispensable d'avoir un dévidage de fil parfait, sans fluctuation de la vitesse, ainsi qu'une très bonne prise de courant de soudage au niveau de la torche. Les générateurs disposent ainsi d'abaques appelés synergies contenant les données des courbes de fusion pour une nature et un diamètre de fil d'apport particulier ainsi qu'un gaz de protection. Le choix d'un régime de transfert permet de mieux répondre aux contraintes imposées par l'assemblage à réaliser (épaisseur et nature des tôles, position de soudage, préparation). Deux régimes de transfert supplémentaires sont présentés sur ce schéma (les régimes short-arc + et spray +) et il s'agit en fait de deux termes commerciaux ne correspondant pas effectivement à des régimes de transfert particuliers.

III.4) Les défauts de soudage

Il existe plusieurs types de défauts de soudure ainsi que différentes méthodes pour les prévenir et les corriger. Sont exposés dans cette ressource les défauts les plus courants en fonction du métal travaillé ou du procédé de soudage utilisé. Ce sont [48]:

1. Les fissures,
2. Les soufflures,
3. La pollution ferreuse,
4. Les inclusions,
5. Les retassures et criques de solidification.

3.4.1) Les fissures

Les fissures dans un métal, comme montrées dans les figures 3.21, sont divisées en deux catégories selon l'endroit où elles apparaissent :

- Dans le métal fondu ; elles dépendent alors de la nature du métal d'apport et des conditions d'exécution de la soudure.
- Dans le métal de base, dans la zone de liaison ; ces dernières sont généralement reliées à une plus faible soudabilité du métal.

On peut aussi distinguer deux types de fissurations selon le moment où elles surviennent à la suite d'une soudure :

- La fissuration à chaud,

- La fissuration à froid.



Figure.3.11 : Exemples de fissures sur aluminium [48]

La fissuration à chaud survient au moment de la solidification du bain de fusion. Elle est plus susceptible d'apparaître en présence d'impuretés dans le métal de base (comme le soufre ou le phosphore).

3.4.2) Les soufflures :

Les soufflures, sont des défauts creux, généralement sphériques, formés par la présence de gaz. Des soufflures débouchantes sont appelées piqûres[48].

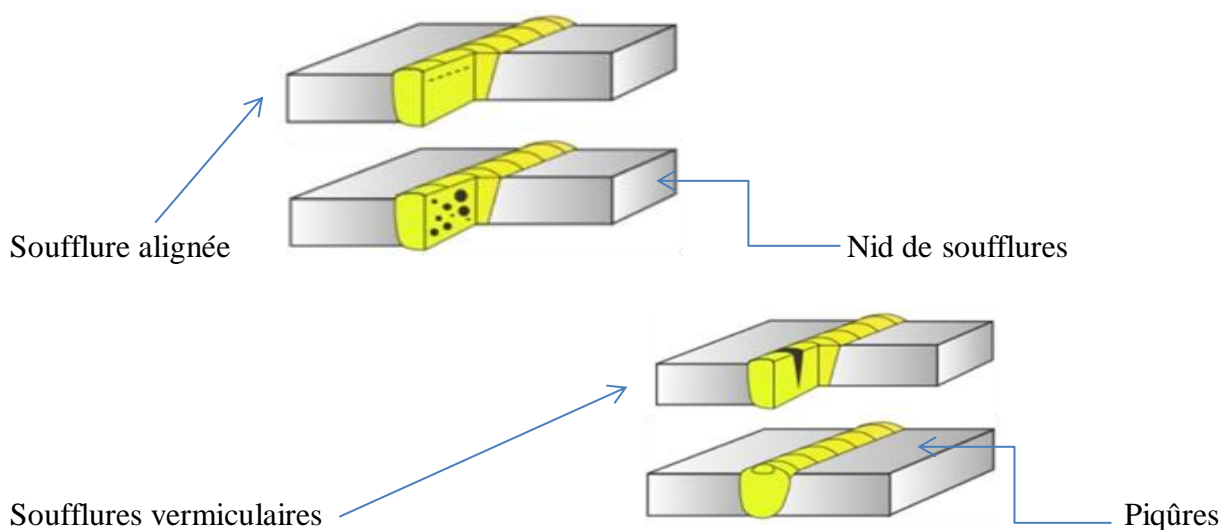


Figure.3.12: Les différents types de soufflure

Les soufflures peuvent être causées par la présence de courants d'air, un manque de gaz de protection, la présence d'une substance grasseuse sur le métal de base ou le métal d'apport, l'obstruction de la buse, un mauvais angle de soudage, un arc trop long, de l'eau ou des impuretés dans le joint à souder.

Pour les prévenir, on doit s'assurer que la surface du métal de base est propre de même que l'équipement utilisé. Il est également important de bien protéger le bain de fusion. Une

intensité de courant trop faible ainsi qu'une vitesse de soudage trop élevée peuvent aussi être responsables de la formation de soufflures.

Enfin, les piqûres sont généralement causées par le contact entre l'électrode et le métal de base.



Figure 3.13 Exemple de soufflures

3.4.3) La pollution ferreuse

La pollution ferreuse est une corrosion des aciers inoxydables causée par la destruction de la couche superficielle. Elle résulte généralement de l'utilisation d'outils qui ne sont pas en acier inoxydable (brosse ou autres) pendant l'usinage, la mise en forme ou le nettoyage.

Dans d'autres cas, elle survient en conséquence des projections de métal fondu lors des opérations de soudage. [48]

3.4.4) Les retassures et criques de solidification

Comme en fonderie, à la suite d'un retrait du métal lors de son refroidissement, un espace vide se forme et apparaît à la surface ainsi qu'à l'intérieur du cordon. [48]

Une retassure à la racine apparaît sous la soudure au moment de la solidification, tandis qu'une retassure de cratère est une cavité dans une reprise non corrigée avant l'exécution de la passe suivante. Certaines retassures ne sont visibles qu'au microscope.

3.4.5) Les inclusions

Les inclusions désignent l'incorporation, dans le cordon de soudure, d'un composé étranger. Il existe différents types d'inclusion : [48]

- Inclusion solide (poussières),
- Inclusion de laitier,
- Inclusion de flux,
- Inclusion d'oxyde métallique,

- Inclusion métallique (électrode).

3.4.6) Les déformations de soudage

Les déformations liées au procédé de soudage sont fonction de type de soudure. (**Figure 3.14**) illustre les déformations lors du soudage d'un joint en V alors que les déformations durant un assemblage en T sont montrées dans la (**Figure3.15**)

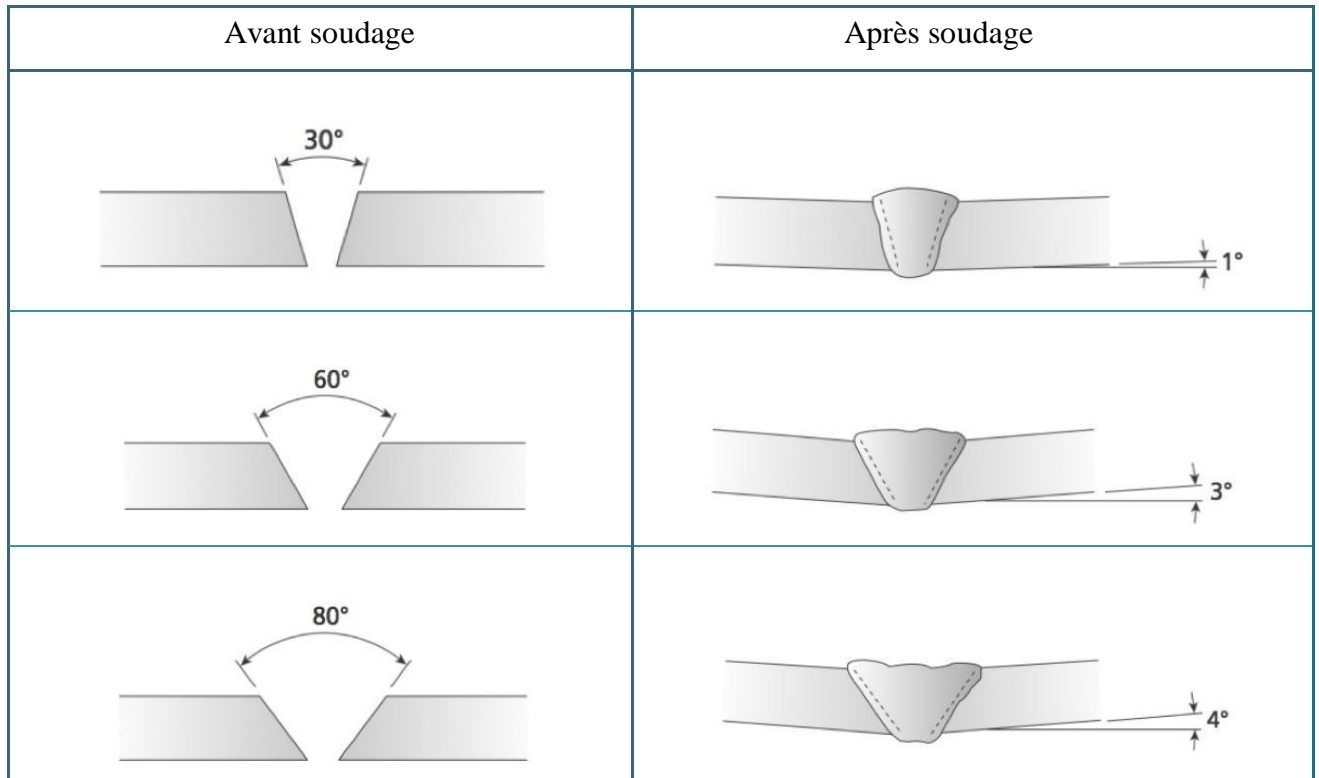


Figure.3.14 : Déformations de soudage de joint V [48]

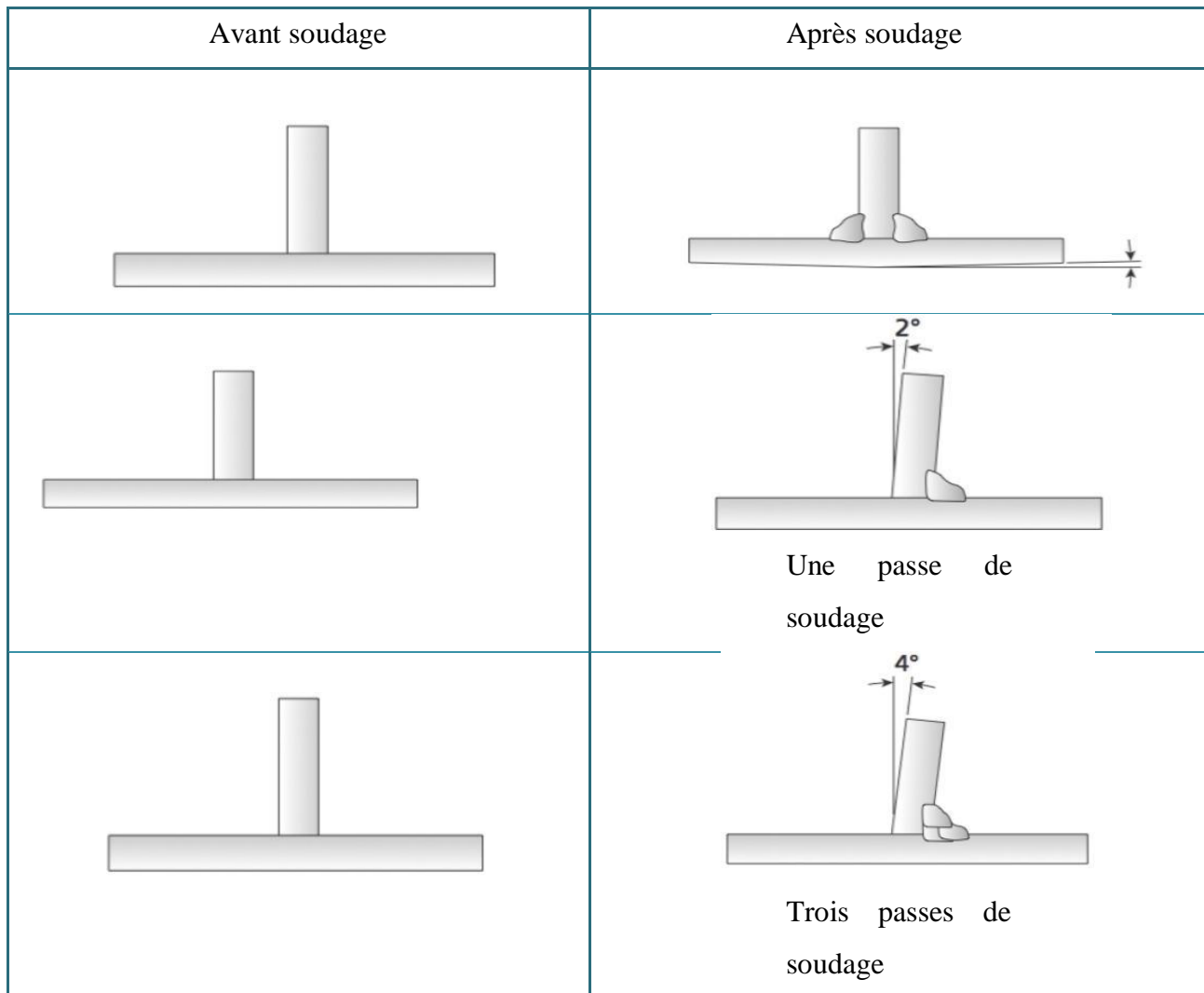


Figure.3.15: Déformations de soudage d'assemblages en T [48]

Plusieurs méthodes existent pour éviter les déformations de soudage telle que : prévoir une préparation adéquate des joints, une vitesse de soudage la plus rapide possible et une réduction du nombre de passes de soudage au minimum.

D'autres méthodes incluent le préchauffage, le chauffage, le bridage et le pointage. [48]

III.5) Segmentation d'images par FCM

Comme nous l'avons déjà mentionné dans le chapitre précédent, l'algorithme FCM utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. En d'autres termes, chaque point dans l'ensemble des données appartient à plusieurs clusters, avec différents degrés d'appartenance compris entre 0 et 1. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. Ce degré d'appartenance représente donc la probabilité qu'un pixel appartient à un cluster spécifique. Dans l'algorithme FCM, la probabilité

dépend uniquement de la distance entre le pixel et chaque centre de cluster dans le domaine de caractéristiques[28].

3.5.1) Formulation du problème

Soit $X = \{x_j, j = 1, 2, \dots, N | x_j \in R^q\}$ représentent des vecteurs caractéristiques de l'image avec N pixels à partitionner en clusters C , où chaque composante du vecteur x_j représente une caractéristique de l'image à la position j , q est la dimension du vecteur de caractéristiques. L'algorithme FCM nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère ces clusters par un processus itératif en minimisant une fonction objective définie comme sui [28]:

$$J_{FCM} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m d^2(x_j, v_i) \quad (3.1)$$

où :

- u_{ij} est le degré d'appartenance du vecteur x_j au i^{eme} cluster, $U_{C \times N} = [u_{ij}]$ est la matrice de C -partitions floues si et seulement si elle satisfait les conditions:

$$(\forall i \in \{1..C\}, \forall j \in \{1..N\}) \left\{ \begin{array}{l} u_{ij} \in [0,1] \\ 0 < \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \end{array} \right. , \quad (3.2)$$

$$\forall j \in \{1..N\} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (3.3)$$

- v_i est le centroïde du i^{eme} cluster, $V = \{v_0, v_1, \dots, v_{c-1}\}$ est l'ensemble des centres des différents clusters.
- m représente un paramètre constant supérieur à 1, qui contrôle le degré de flou de la partition résultante (généralement pris égal à 2).[49]
- $(x_j, v_i) \rightarrow d^2(x_j, v_i)$ est la mesure de similarité entre x_j et le centre v_i du i^{eme} cluster.

La mesure de similarité la plus couramment utilisée est la distance Euclidienne:

$$d^2(x_j, v_i) = \|x_j - v_i\|^2 \quad (3.4)$$

La fonction objective est minimisée lorsque les valeurs d'appartenance élevées sont attribuées aux pixels proches du centroïde de leurs clusters et les valeurs d'appartenance faibles sont attribuées aux pixels éloignées du centroïde.

3.5.2) Obtention de U et V [50]

En considérant les contraintes u_{ij} des Eqs. (3.2) et(3.3) , et en calculant les premières dérivées de J_{FCM} par rapport à u_{ij} et v_i et en les mettant à zéro en utilisant la multiplicateur de Lagrange, on obtient les deux formules suivantes pour minimiser J_{FCM} :

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d^2(x_j, v_i)}{d^2(x_j, v_k)} \right)^{\frac{2}{(m-1)}} \right]^{-1} \quad (3.5)$$

et

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m \cdot x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m} \quad (3.6)$$

L'algorithme FCM optimise de manière itérative J_{FCM} , avec la mise à jour continue de U et V à l'aide de Eq. (3.5)Et Eq. (3.6), jusqu'à ce que le critère d'arrêt suivant soit satisfait:

$$\|U^{t+1} - U^t\| < \varepsilon, \quad (3.7)$$

Ce processus itératif est décrit par l'**Algorithme 1** :

Algorithm 1: Fuzzy C-Means (FCM)

Entrées: Fixer les paramètres

- $X = (x_j, j = 1..N)$ les données à partitionner.
- C : le nombre de clusters.
- m : le coefficient contrôlant le degré de flou $m \in [1.5, 3]$.
- ε : seuil représentant l'erreur de convergence.
- U_0 , la matrice initiale d'appartenance.

$t = 0$;

Répéter

Mise à jour des centroïdes $v_i^{(t)}$ par Eq. (3.6)
Mise à jour des degrés d'appartenance $u_{ij}^{(t)}$ par Eq. (3.5)
$t = t + 1$;

Jusqu'à $\|u_{ij}^{(t+1)} - u_{ij}^{(t)}\| < \varepsilon$

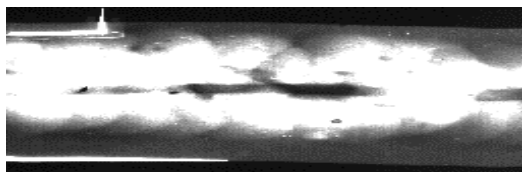
Sorties:

- Centres des clusters V ,
- Matrice d'appartenance U .

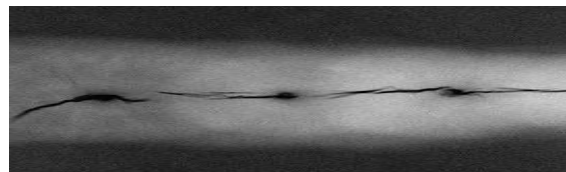
III.6) Présentation et Evaluation des Résultats

3.6.1) Nature des données

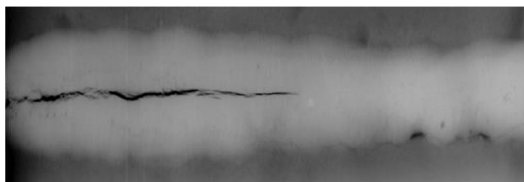
Pour démontrer l'efficacité de notre algorithme Fuzzy C-Means (FCM), quatre images radiographiques des défauts de soudure sont utilisées [1-2], comme c'est illustré dans la **Figure 3.16**. Ces images sont très utilisées dans la majorité des articles [3-5] qui traitent la segmentation des images radiographique des défauts de soudure. Elles servent à tester les performances des algorithmes de segmentation.



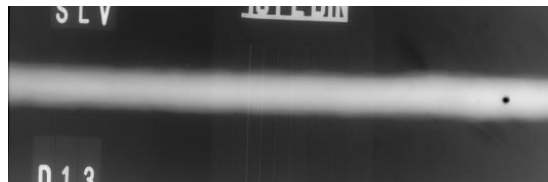
(a) Image radiographique N°1



(b) Image radiographique N°2



(c) Image radiographique N°3



(d) Image radiographique N°4

Figure 3.16 Images radiographique des défauts de soudure

3.6.2) Résultats de Segmentation par l'algorithme FCM

Dans cette section, nous présentons une étude détaillée de la performance de segmentation des images radiographique des défauts de soudure par la méthode FCM. Nous donnons les résultats de segmentation pour deux type d'images (**bruitées** et **non bruitées**).

3.6.2.1- Segmentation des images radiographiques non bruitées

Dans les Figures 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5 nous donnons les résultats de la segmentation des quatre images radiographiques de joints soudés par la méthode FCM obtenus. Nous fixons les paramètres suivants: $m = 2$, $\varepsilon = 0.03$ et $C = 3$.

D'après ces figures, nous pouvons facilement remarquer que la méthode FCM donne un bon résultat, c'est une image segmentée de l'image originale en 3 classes (**3 régions**). Nous pouvons constater que la méthode FCM est capable de faire simplement une détection des défauts de soudure (**Classe N°1**) dans les images radiographiques.

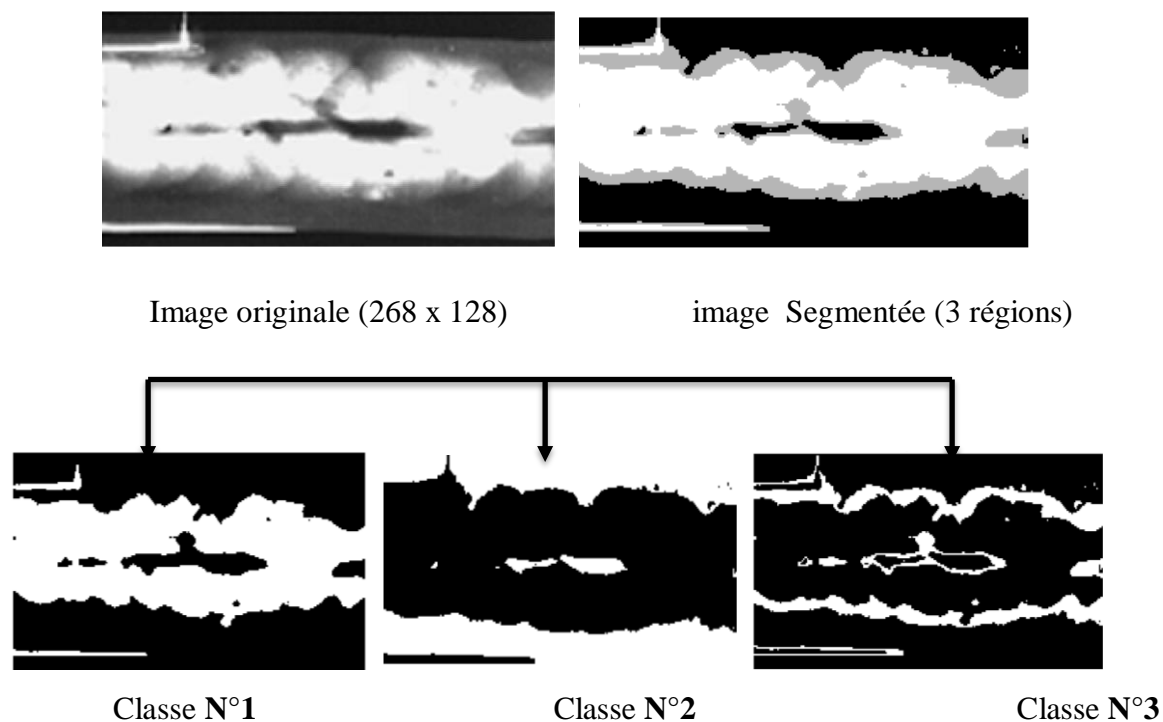


Figure 3.17 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°1 par FCM.

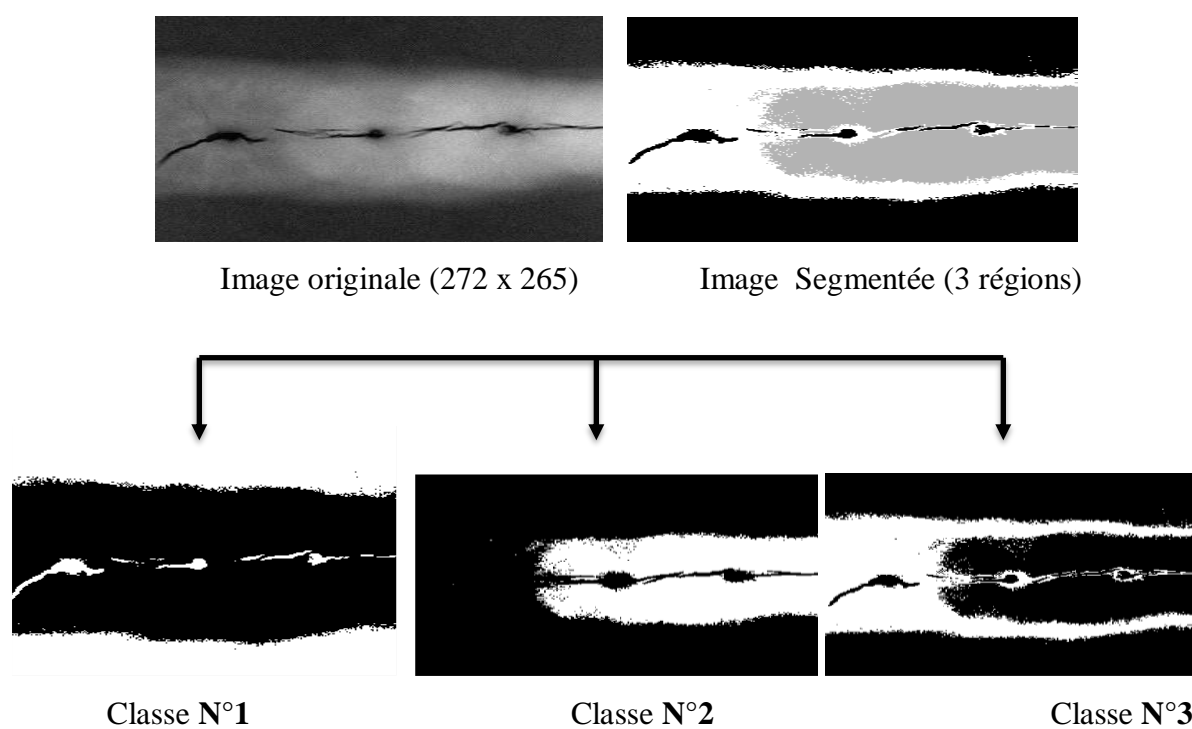
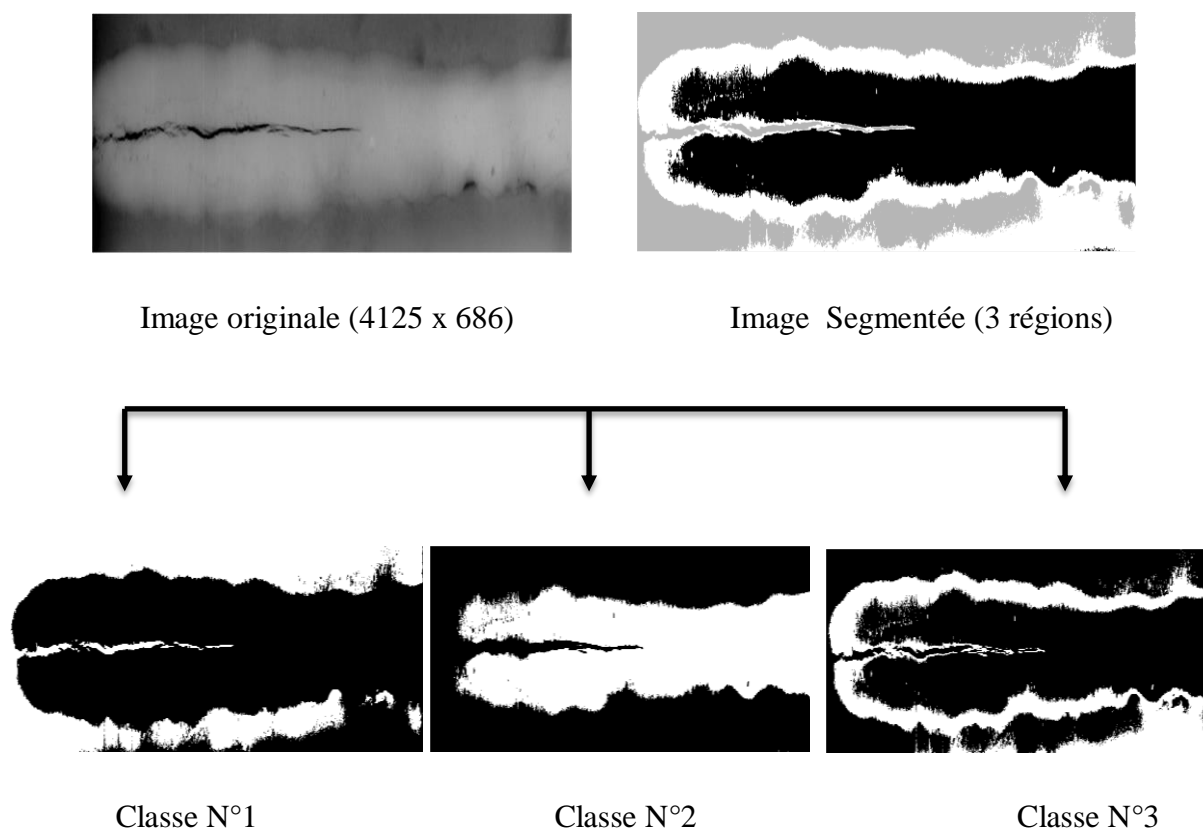
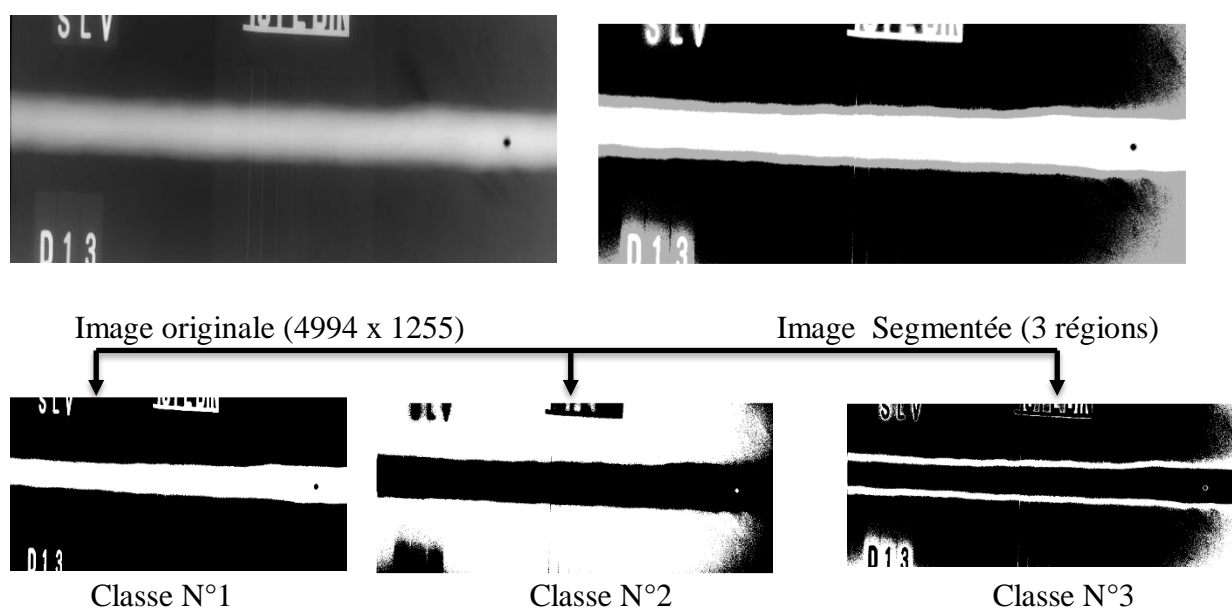
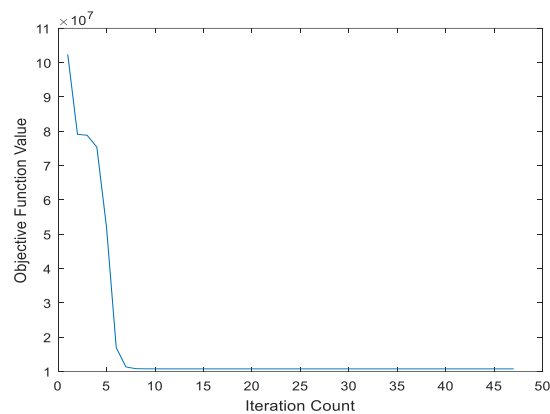
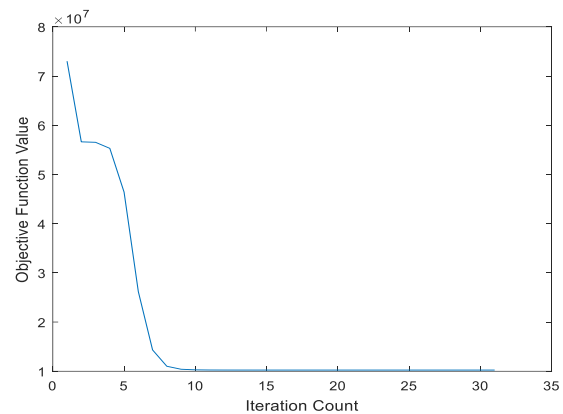


Figure 3.18 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°2 par FCM**Figure 3.19** Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°3 par FCM**Figure 3.20** Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°4 par FCM

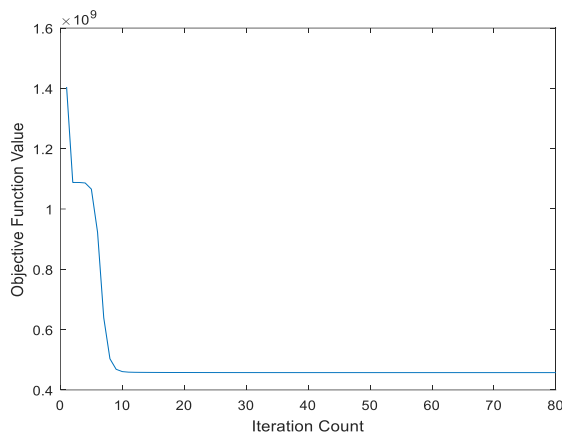
La **Figure 3.21** indique l'évolution de fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour les quatre images test. Nous constatons que le nombre d'itérations augmente, la fonction objective diminue. Cette diminution est très rapide pour un nombre d'itérations entre 1 et 5 et lente au-delà de 5 itérations. Plus ce nombre augmente, plus la segmentation est bonne. L'algorithme FCM génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Cette dernière est minimisée lorsque les degrés d'appartenance élevés sont obtenus dans les zones proches des centres de classes.



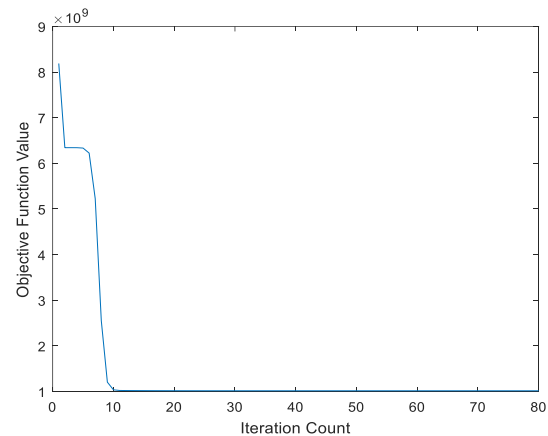
(a) Image radiographique N°1
N°2



(b) Image radiographique



(c) Image radiographique N°3



(d) Image radiographique N°4

Figure 3.21 Fonction objective en fonction du nombre d'itérations pour l'algorithme de FCM.

Dans ce qui suit, nous donnons les résultats obtenus sur le cas de segmentation des images radiographiques bruitées.

3.6.2.2- Segmentation des images radiographiques bruitées

Dans les **Figures** 3.22, 3.23, 3.24, 3.25, nous donnons les résultats de la segmentation par la méthode FCM obtenus sur les quatre images radiographiques d'un joint soudé contaminées par un bruit blanc additif gaussien centré avec un écart type $\sigma = ()$. Nous fixons les paramètres suivants: $m = 2$, $\varepsilon = 0.03$, $C = 3$.

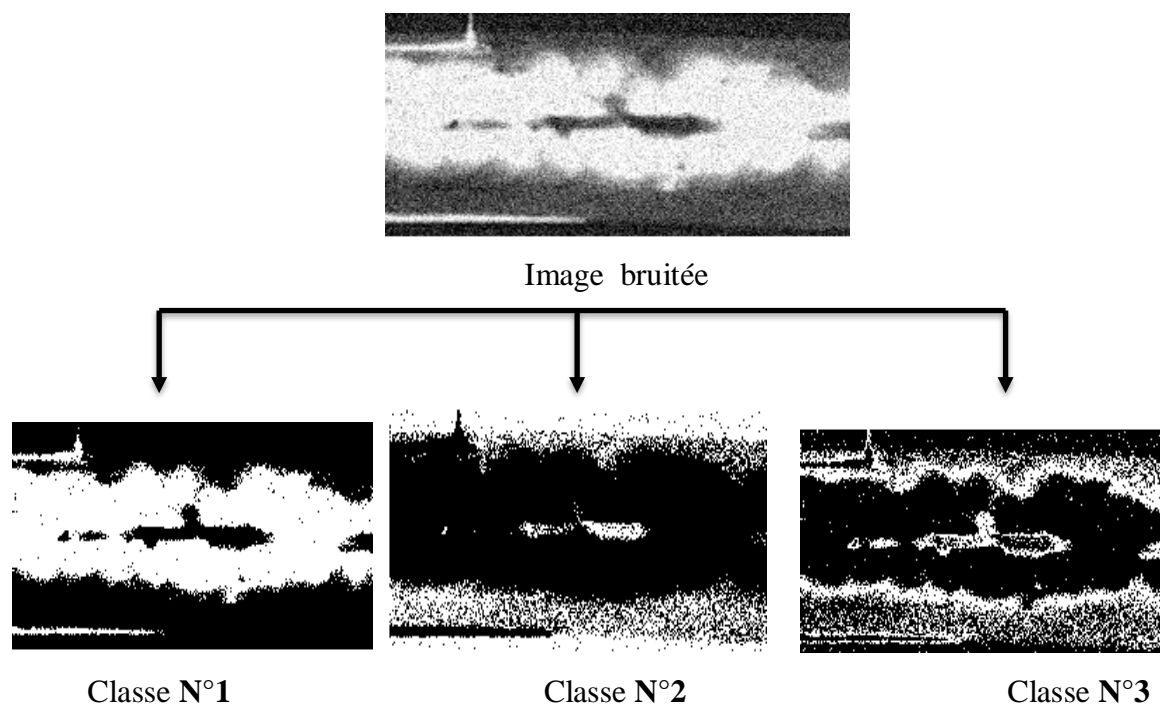


Figure 3.22 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N°1 bruitée par FCM

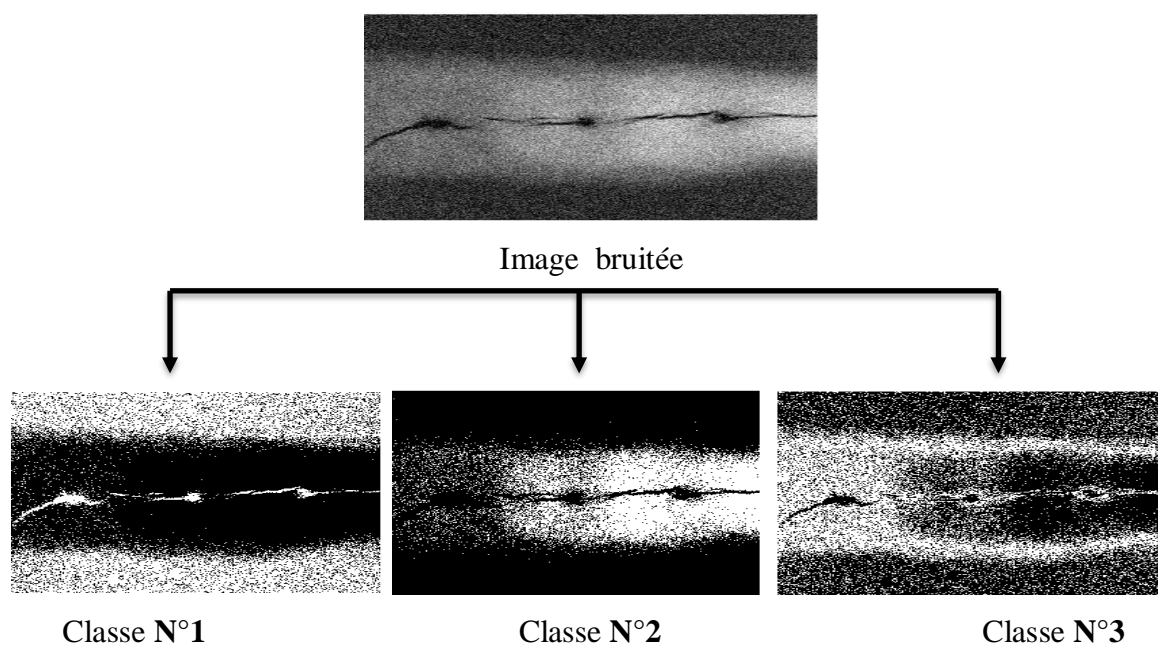


Figure 3.22 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N° 2 bruitée par FCM

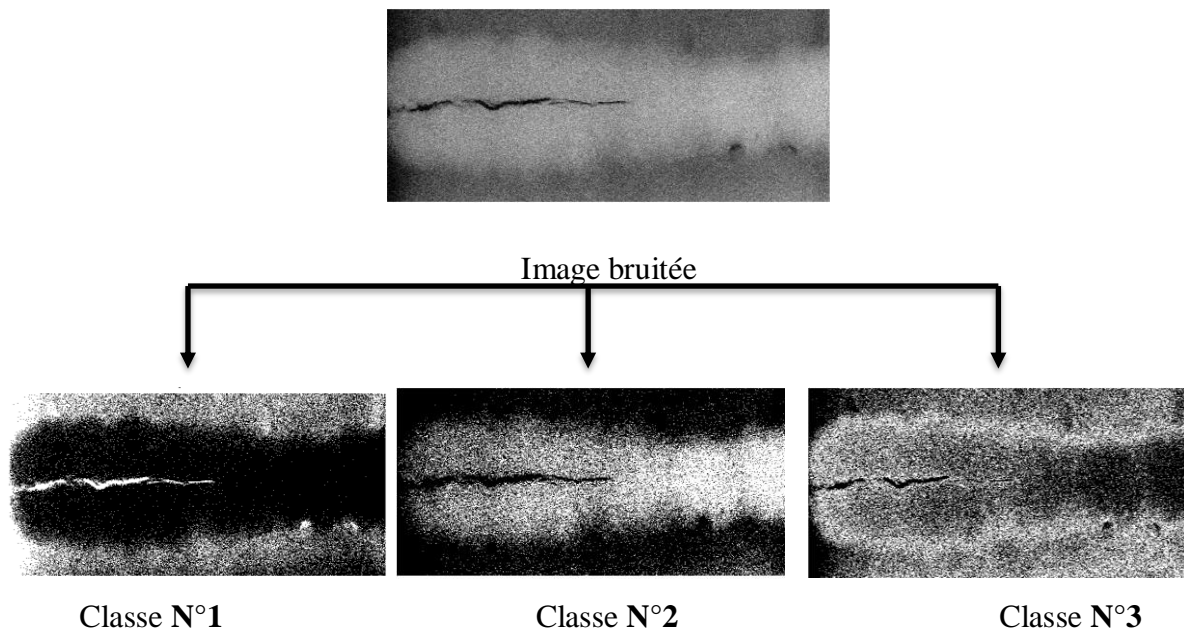


Figure 3.23 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N° 3 bruitée par FCM

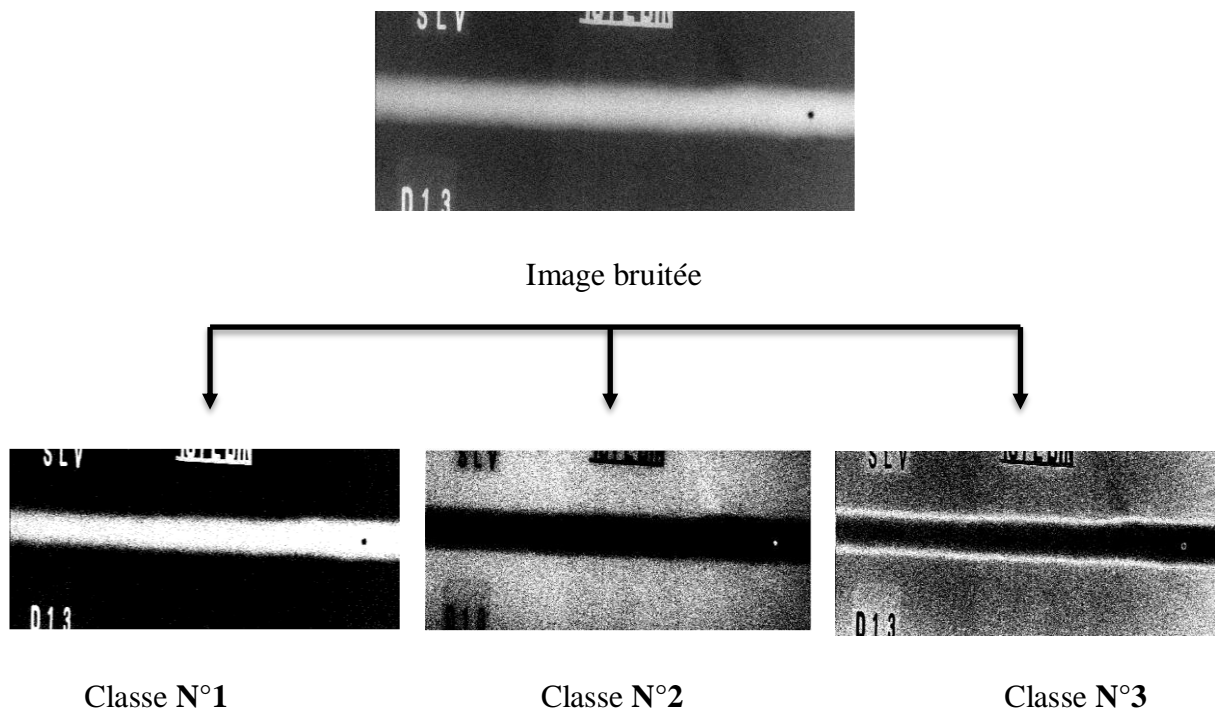


Figure 24 Résultat de la segmentation d'une image radiographique N° 4 bruitée par FCM

D'après ces figures, nous pouvons constater que les résultats de FCM ne sont pas exempts de bruit, ce qui a conduit à une déformation importante des images résultantes, en se basant sur l'aspect visuelle. En plus de cette évaluation visuelle, nous avons évalué nos résultats quantitativement en utilisant des critères cités ci-dessous. Les fonctions de validité les plus

couramment utilisées dans la comparaison des résultats de différentes méthodes de segmentation sont basées sur la partition floue de l'ensemble de données. Nous avons utilisé la partition floue qui comprend deux composants :

- **Coefficient de partition (VPC)**: est un indicateur important de partition floue, il offre de meilleures performances lorsque sa valeur optimale est égale à **1** [6-7]. Il est défini comme suit:

$$VPC = \frac{\sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^2}{N} \quad (3.8)$$

- **Entropie de partition (VPE)** est un autre indicateur important de la partition floue. Le meilleur résultat est obtenu lorsque le *VPE* est minimal et que sa valeur est **0** [6-7], Il est défini comme suit :

$$VPE = \frac{-\sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N [u_{ij} \log u_{ij}]}{N} \quad (3.9)$$

A partir de ces formules définitions, nous constatons que des bons résultats de segmentation sont obtenus lorsque le *VPC* est proche de **1** et le *VPE* est proche de **0**. Dans la **Figures 3.25** nous donnons les valeurs des critères d'évaluations (*VPC*, *VPE*) de la segmentation d'une image radiographique N°1 par la méthode FCM en fonction du niveau du bruit ($\sigma = 0, 5, 10, 15, 20$ et 25).

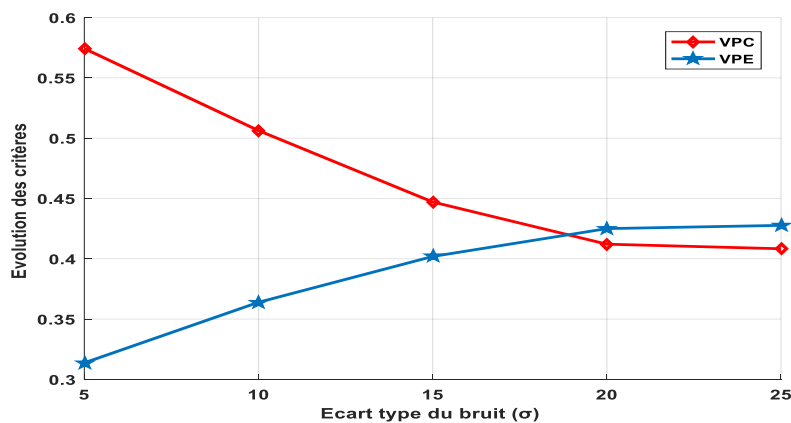


Figure 3.25 Evolution des critères *VPC* et *VPE* en fonction du niveau du bruit

D'après cette Figure, nous pouvons facilement remarquer l'influence du bruit sur la qualité de segmentation, notamment pour un niveau élevé du bruit. Ces résultats ont prouvé que l'inconvénient de l'algorithme FCM est sa sensibilité au bruit.

III.7) Conclusion

L'objectif de ce chapitre est l'application de la méthode de segmentation FCM sur des images radiographiques des joints soudés. Tout d'abord, nous avons présenté brièvement quelques concepts fondamentaux sur le soudage. Nous avons ensuite détaillé le principe de segmentation par la méthode FCM. Puis nous avons également présenté l'application cette méthode sur différents d'images radiographiques des défauts de soudures. La qualité perceptuelle des résultats expérimentaux obtenus, nous permet de voir la performance de la méthode FCM avec ce genre d'images. Cependant, ces résultats également confirment les limitations de cet algorithme où le bruit est significatif.

➤ Conclusion Générale

1. Conclusion

En guise de conclusion générale, nous avons tenté à travers ce travail de mémoire, d'étudier de l'algorithme c-moyenne floue pour la segmentation des images industrielles. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux images radiographiques de joints soudés, dans l'optique d'extraire les défauts de soudure.

Nous avons commencé par la description des notions essentielles sur le traitement d'images. Puis, nous avons passé en revue les différentes techniques de segmentation d'images existantes dans la littérature. Cette diversité nous a permis de comprendre la complexité du problème de segmentation. Nous avons ensuite expliqué le principe de segmentation d'images par la méthode c-moyenne floue (FCM). Cette méthode est une méthode de classification non supervisée basée sur le principe de la logique floue dans la définition des classes. L'objectif de l'algorithme FCM est donc de trouver des valeurs prises par les centroïdes des classes, d'une part, et les degrés d'appartenance des pixels à ces classes d'autre part, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objective.

Finalement nous avons exposé en détail nos résultats de simulation suivis par des interprétations et des discussions. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'algorithme FCM avec ce genre d'images et nous a permis d'extraire les régions qui contiennent les défauts de soudures. Cependant, ces résultats également confirment les limitations de cet algorithme où le bruit est significatif.

2. Perspectives et les travaux futurs

Le travail de recherche menée dans le cadre de ce mémoire ouvre différentes perspectives pour des développements futurs, que nous résumons par un certain nombre de points:

- ✓ L'adaptation de l'algorithme FCM sur des images bruitées.
- ✓ Implémentation d'une nouvelle technique de segmentation basée sur une hybridation entre la méthode FCM et la méthode d'optimisation par essaims particulaires (OEP ou PSO en anglais) pour améliorer la qualité de segmentation des images industrielles bruitées.
- ✓ Application de la méthode FCM sur d'autres types d'images.

REFERENCES :

- [1] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [2] <http://www.map.toulouse.archi.fr/works/panoformation/imagenum/imagenum.htm>, VU LE 17/05/2022.
- [3] ZEROUGUI, A., & SARI, N., TRAITEMENT D'IMAGES MONOCHROMES : DETECTION DE CONTOURS, FILTRAGE (SPATIAL FREQUENTIEL) ET SEGMENTATION RESEAUX DE NEURONES, MEMOIRE DE MASTER, UNIVERSITE LARBI BEN M'HIDI, OUM EL BOUAGHI, 2017.
- [4] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [5] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [6] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [7] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [8] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [9] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [10] MAVROMATIS, S., ANALYSE DE TEXTURE ET VISUALISATION SCIENTIFIQUE. THESE DE DOCTORAT, AIX-MARSEILLE 2, 2001.
- [11] SANDELI, M. TRAITEMENT D'IMAGES PAR DES APPROCHES BIO-INSPIREES APPLICATION A LA SEGMENTATION D'IMAGES, MEMOIRE DE MAGISTER, UNIVERSITE CONSTANTINE, 2, 2014.

- [12] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [13] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [14] O. ASSAS, CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES, THESE DE DOCTORAT EN SCIENCE, UNIVERSITE DE BATNA, 2013.
- [15] BENFRIHA ,M .HAMEL.A., SEGMENTATION D'IMAGE PAR COOPERATION REGION
- [16] J. P. COCQUEREZ, S. PHILIPP, ANALYSE D'IMAGES : FILTRAGE ET SEGMENTATION, MASSON, 1995.
- [17] BELMERABET SARRA & BARDJAK NAWAL, SEGMENTATION D'IMAGE, MEMOIRE MASTER INFORMATIQUE, UNIVERSITE L'ARBI BEN M'HIDI OUM EL-BOUAGHI ,2017
- [18] KHENFI MOUSSAB, DAIKH AISSA UTILISATIONS OUTILS MATLAB POUR LA SEGMENTATION D'IMAGE APPLICATION SUR DES PIECES D'IMMATRICULATION .MEMOIRE LICENCE EN INFORMATIQUE,2012/2013
- [19] J. A. CANNY, " COMPUTATIONAL APPROACH TO EDGE DETECTION ". IEEE PATTERN ANA. AND MACH. INTELLI., VOL. 8, 6, PP. 679-698. 1986
- [20] A. HERBULO, " MESURES STATISTIQUES NON-PARAMETRIQUES POUR LA SEGMENTATION D'IMAGES ET DE VIDEOS ET MINIMISATION PAR CONTOURS ACTIFS ", THESE DE DOCTORAT, UNIVERSITE DE NICE, FRANCE, 2007.
- [21] A.BITAM 2013''ANALYSE ET SEGMENTATION D'IMAGE MULTISPECTRALES, APPLICATION AUX IMAGES MSG '' THESE DE DOCTORAT, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU.
- [22] AKROUR NAWAL,CHABI LILIA .BIOSEG :UNE PLATEFORME EVOLUTIVE POUR LE DEVELOPPEMENT D'APPROCHES BIOMIMETIQUE EN SEGMENTATION D'IMAGE. E.S.I, ALGERIE.2008.2009
- [23] MR HOUASSINE. 2012 ''SEGMENTATION D'IMAGES PAR UNE APPROCHE BIOMIMETIQUEHYBRIDE''. THESE DE MAGISTER, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARABOUMERDES.

- [24] S. L. HOROWITZ, T. PAVLIDIS, " PICTURE SEGMENTATION BY TREE TRANSVERSAL ALGORITHM ". J.
- [25] ALAIN BOUCHER, COURS TRAITEMENT D'IMAGE IFI, 2009. [28]
- [26] NICHOLAS JOURNET, INTRODUCTION AU TRAITEMENT D'IMAGES, 12 JANVIER 2011.
- [27] ALAIN BOUCHER, TRAITEMENT D'IMAGES ET VISION PAR ORDINATEUR IFI, 2009
- [28] ZAHRA YAHIOUI, ETUDE ET IMPLEMENTATION DE L'ALGORITHME C MOYENNE FLOUE ET SES VARIATIONS, UNIVERSITE DE M'SILA, 2013
- [29] SIMPSON, P. K., ARTIFICIAL NEURAL SYSTEMS: FOUNDATIONS, PARADIGMS, APPLICATIONS, AND IMPLEMENTATIONS. PERGAMON PRESS, 1990.
- [30] YNARSKI, P., DELINGETTE, H., CRIMINISI, A., AYACHE, N., 3D CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR TUMOR SEGMENTATION USING LONG-RANGE 2D CONTEXT. COMPUTERIZED MEDICAL IMAGING AND GRAPHICS, 73, PP. 60–72, 2019.
- [31] MINNEMA, J., VAN EIJNATTEN, M., KOUW, W., DIBLEN, F., MENDRIK, A., WOLFF, J., CT IMAGE SEGMENTATION OF BONE FOR MEDICAL ADDITIVE MANUFACTURING USING A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. COMPUTERS IN BIOLOGY AND MEDICINE, 103, PP. 130–139, 2018
- [32] R. GHAYOULA, CONTRIBUTION A L'OPTIMISATION DE LA SYNTHÈSE DES ANTENNES INTELLIGENTES PAR LES RESEAUX DE NEURONE. THESE DE DOCTORAT, LABORATOIRE DE PHYSIQUE DE LA MATIERE MOLLE, UNITE DE RECHERCHE DES CIRCUITS ET SYSTEMES D'ELECTRONIQUES A HAUTE FREQUENCE, TUNISIE, 2008.
- [33] LECOEUR, J., BARILLOT, C., SEGMENTATION D'IMAGES CEREBRALES : ETAT DE L'ART, RAPPORT DE RECHERCHE N°6306, UNITE DE RECHERCHE INRIA RENNES, 2007.
- [34] ASSAS, O., CLASSIFICATION FLOUE DES IMAGES. THESE DE DOCTORAT, UNIVERSITE DE BATNA-2 MUSTAPHA BEN BOULAID, 2013.
- [35] S. NICOLAS, T. PAQUET, AND L. HEUTTE. EXTRACTION DE LA STRUCTURE DE DOCUMENTS MANUSCRITS COMPLEXES A L'AIDE DE CHAMPS MARKOVIENS. IN ACTES DU 9EME COLLOQUE INTERNATIONAL FRANCOPHONE SUR L'ECRIT ET LE DOCUMENT, PAGES 13–18, 2006. (CITE PAGES 8, 27 ET 29.)

- [36] A. HERBULO, " MESURES STATISTIQUES NON-PARAMETRIQUES POUR LA SEGMENTATION D'IMAGES ET DE VIDEOS ET MINIMISATION PAR CONTOURS ACTIFS ", THESE DE DOCTORAT, UNIVERSITE DE NICE, FRANCE, 2007.
- [37] BEZDEK, J. C., OBJECTIVE FUNCTION CLUSTERING. IN PATTERN RECOGNITION WITH FUZZY OBJECTIVE FUNCTION ALGORITHMS, SPRINGER, BOSTON, MA, PP. 43–93, 1981.
- [38] KRISHNAPURAM, R., KELLER, J., A POSSIBILISTIC APPROACH TO CLUSTERING, IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS, 1(2), MAY 1993.
- [39] KRISHNAPURAM, R., KELLER, J. M., THE POSSIBILISTIC C-MEANS ALGORITHM: INSIGHTS AND RECOMMENDATIONS. IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS, 4(3), PP. 385–393, 1996.
- [40] MERY, D.; RIFFO, V.; ZSCHERPEL, U.; MONDRAGN, G.; LILLO, I.; ZUCCAR, I.; LOBEL, H.; CARRASCO, M., GDXRAY: THE DATABASE OF X-RAY IMAGES FOR NONDESTRUCTIVE TESTING. J. NONDESTRUCT. EVAL. 34(4), 1–12, 2015.
- [41] NACEREDDINE, N., SEGMENTATION D'IMAGES PAR APPROCHES STATISTIQUES ET RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU. APPLICATION AUX IMAGES RADIOGRAPHIQUES DE SOUDURES (DOCTORAL DISSERTATION, ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE D'ALGER, 2011.
- [42] NACEREDDINE, N., GOUMEIDANE, A. B., & ZIOU, D. (2019). UNSUPERVISED WELD DEFECT CLASSIFICATION IN RADIOGRAPHIC IMAGES USING MULTIVARIATE GENERALIZED GAUSSIAN MIXTURE MODEL WITH EXACT COMPUTATION OF MEAN AND SHAPE PARAMETERS. COMPUTERS IN INDUSTRY, 108, 132-149.
- [43] YANG, L., WANG, H., HUO, B., LI, F., & LIU, Y. (2021). AN AUTOMATIC WELDING DEFECT LOCATION ALGORITHM BASED ON DEEP LEARNING. NDT & E INTERNATIONAL, 120, 102435.
- [44] YAN, Z. H., XU, H., & HUANG, P. F. (2020). MULTI-SCALE MULTI-INTENSITY DEFECT DETECTION IN RAY IMAGE OF WELD BEAD. NDT & E INTERNATIONAL, 116, 102342.
- [45] LA BORATOIRE DE TECHNOLOGIE D'ASSEMBLAGE.
- [46] DR. BOUTEGHMES DJAMAL, TECHNIQUE DE SOUDAGE AVANCER UNIVERSITE BATNA2, 2019/2020.

- [47] DR. **THELAIDJIA TAWFIK**, RAPPORT SCIENTIFIQUE. THEME DIAGNOSTIQUE DES GRANDEURS ELECTRIQUES D'UN PROCESSUS DE SOUDAGE.
- [48] **BRUCE ANGLADE – HELENE HORSIN MOLINARO, SYLVAIN LAVERNHE**, LES PRINCIPAUX DEFAUTS ET RISQUES DE SOUDAGE, LE NORMALE SUPERIEURE PARIS-SACLAY, 10/03/2017. [49] [50]
- [49] **ADHIKARIA, S. K., SINGH, J. K., BASUB D. K.**, CONDITIONAL SPATIAL FUZZY C-MEANS CLUSTERING ALGORITHM FOR SEGMENTATION OF MRI IMAGES. APPLIED SOFT COMPUTING, 34, PP. 758–769, 2015.
- [50] **QIU, C., XIAO, J., YU, L., ET AL.**, A MODIFIED INTERVAL TYPE-2 FUZZY C-MEANS ALGORITHM WITH APPLICATION IN MR IMAGE SEGMENTATION. PATTERN RECOGNITION LETTERS, 34(12), PP. 1329–1338, 2013.