

République Algérienne Démocratique et Populaire

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud MAMMERRI, Tizi-Ouzou**



Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Automatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention du diplôme

*DE MASTER ACADEMIQUE EN AUTOMATIQUE
OPTION: COMMANDE DES SYSTEMES*

Thème

*Détection de niveau d'un liquide par
un système de vision*

Proposé par : M^{ef} HAMMOUCHE Kamel

Présenté par :

M^{elle} : KELALI Lydia

Dirigé par : M^{ef} HAMMOUCHE Kamel

M^{elle} : CHEBI Yasmina

Soutenu le : 04/07/2013

Promotion 2013

REMERCIEMENTS

Nous tenons à exprimer nos plus sincères remerciements à notre promoteur **Mr. HAMMOUCHE Kamel**, pour sa disponibilité et ses orientations pour mener à bien notre travail.

Notre sincère gratitude pour tout l'ensemble du personnel de **L'UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI**.

Nos remerciements s'adressent à tous les enseignants du département « **Automatique** », ainsi que tous les étudiants.

Nous remercions également toutes les personnes, qui nous ont encouragées pour aller jusqu'au bout, en l'occurrence, nos familles qui nous ont aidés financièrement et moralement.

Yasmina et Lydia.

Dédicaces

Je dédie ce mémoire aux personnes qui me sont
chères :

- Mes très chers parents

-Mes frères et sœurs

-Mon Fiancé

-Ma nièce (Farah)

-Tous mes amis

-Tous les étudiants du l'Université de TIZI-OUZOU
« MOULOUD MAMMERI »

-Sans oublier ceux qui m'ont aidé, surtout pendant les
moments les plus difficiles de ma vie.

Yasmina.

Dédicaces

Je dédie ce travail.

- A mes très chers parents symbole de sacrifice, de tendresse et d'amour ; sont les moindres sentiments que je puisse vous témoigner.

-Mes frères et sœurs (Baya, Lynda, Ahcene, Hachimi)

-Mes neveux (Sarah, Said)

-Tous mes amis (Lamia. S, Dalila, Farid, M. said, Omar, Lamia. K.....),

-Sans oublier ceux qui m'ont aidé, surtout pendant les moments les plus difficiles de ma vie.

Lydia.

SOMMAIRE

Introduction générale	1
------------------------------------	---

Chapitre 1 : Système de détection ou de lecture de niveau d'un liquide

1.1. Introduction.....	3
1.2. Détection de niveau.....	3
1.3. Méthodes de la détection de niveau.....	4
1.3.1. Système visuel humain.....	4
1.3.2. Capteurs.....	4
1.3.2.1. Capteur optique.....	4
1.3.2.2. Capteurs magnétiques.....	5
1.3.2.3. Capteurs acoustiques.....	6
1.3.3. Système de vision artificielle.....	7
1.4. Vision artificielle.....	8
1.4.1. Vision.....	8
1.4.2. Paradigme de David Marr.....	8
1.4.3. Principe de la vision artificielle.....	10
1.4.4. Systèmes de vision.....	11
1.4.5. Étapes de fonctionnement d'un système de vision.....	12
1.5. Conclusion.....	13

Chapitre 2 : Notions sur la morphologie mathématique

2.1. Introduction.....	14
2.2. La morphologie mathématique.....	14
2.2.1. Définition.....	14
2.2.2. Principe.....	14
2.2.3. Apport de la morphologie en imagerie.....	15
2.3. Notion d'élément structurant.....	15
2.4. Propriétés de bases des transformations morphologiques.....	16
2.4.1. Propriétés algébriques.....	16
2.4.2. Propriétés topologique.....	17
2.5. Opérations morphologiques de base appliquée aux images binaires.....	18
2.5.1. Erosion.....	18
2.5.2. Dilatation.....	19
2.5.3. Propriétés de l'érosion et la dilatation.....	20
2.5.4. Ouverture.....	20
2.5.5. Fermeture.....	21
2.6. Morphologie mathématique fonctionnelle.....	22
2.6.1. Erosion.....	22
2.6.2. Dilatation.....	23
2.6.3. Ouverture.....	23
2.6.4. Fermeture.....	24
2.7. Filtrage morphologique.....	24

2.8. Gradient morphologique.....	25
2.9. Transformations de voisinage.....	28
2.9.1. Connexité dans les images.....	28
2.9.2. Transformation tout ou rien.....	29
2.9.3. Amincissement et Epaissement.....	29
2.9.4. Squelettisation.....	31
2.10. Conclusion.....	32

Chapitre 3 : Lecture du niveau d'un liquide dans une éprouvette via un système de vision

3.1. Introduction.....	33
3.2. Principe de la méthode.....	33
3.2.1. Acquisition de l'image.....	33
3.2.2. Image en niveau de gris.....	35
3.2.3. Image binaire.....	37
3.2.4. Filtrage de l'image binaire.....	38
3.2.5. Transformation des chiffres en objets.....	39
3.2.6. Extraction du niveau du liquide.....	39
3.2.7. Extraction des objets au dessus du niveau du liquide détecté.....	40
3.2.8. Calcul de la valeur du niveau du liquide détecté.....	43
3.3. Conclusion.....	47
Conclusion générale.....	48

LISTE DES FIGURES

Fig. 1.1	Schéma de principe d'un capteur optique.....	5
Fig. 1.2	Schéma de principe d'un capteur magnétique.....	6
Fig. 1.3	Schéma de principe d'un capteur acoustique.....	7
Fig. 1.4	Fonctionnement d'un système de vision.....	10
Fig. 2.1	Exemples d'éléments structurants en maille carrée.....	15
Fig. 2.2	Elément structurant en maille hexagonale.....	16
Fig. 2.3	Exemple d'érosion sur une image binaire.....	18
Fig. 2.4	Exemple de dilatation sur une image binaire.....	19
Fig. 2.5.	Exemple d'ouverture sur une image binaire.....	21
Fig. 2.6.	Exemple de fermeture sur une image binaire.....	21
Fig. 2.7	Exemple d'une érosion sur une image en niveau de gris.....	23
Fig. 2.8	Exemple d'une dilatation sur une image en niveau de gris.....	23
Fig. 2.9	Effets de l'ouverture sur une image en niveau de gris.....	24
Fig. 2.10	Effets de la fermeture sur une image en niveau de gris.....	24
Fig. 2.11	Exemples de filtres morphologique.....	27
Fig. 2.12	Exemple de chapeau haut de forme « blanc et noire ».....	27
Fig. 2.13	Elément structurant utilisé pour détection d'angles droits.....	28
Fig. 2.14	Exemple d'amincissement et d'épaississement.....	30
Fig. 2.15	Exemple de squelette.....	31
Fig. 3.1	Organigramme de la méthode.....	34

Fig. 3.2 Image couleur.....	34
Fig. 3.3 Image en niveaux de gris et son histogramme.....	35
Fig. 3.4 Image négative et son histogramme.....	36
Fig. 3.5 Image binaire.....	37
Fig. 3.6 Image filtrée.....	38
Fig. 3.7 Image des objets " chiffres" et" niveau".....	39
Fig. 3.8 Image des objets amincis.....	40
Fig. 3.9 Image du niveau du liquide détecté.....	40
Fig.3.10 Image du niveau du liquide dilaté.....	41
Fig. 3.11 Image inverse du niveau du liquide.....	41
Fig. 3.12 Image d'objets correspondant aux chiffres.....	42
Fig. 3.13 Image "masque".....	42
Fig. 3.14 Image des objets "chiffres" au dessus du niveau détecté	42
Fig. 3.15 Illustration du calcul des dizaines du niveau du liquide détecté.....	44
Fig. 3.16 Image couleur (a), Objets "chiffres "et "niveau" détecté (b), Niveau détecté(c), Objets détectés au dessus du niveau(d).....	45
Fig. 3.17 Image couleur (a), Objets "chiffres "et "niveau" détecté (b), Niveau détecté (c), Objets détectés au dessus du niveau (d).....	46

Dans la quasi-totalité des secteurs de l'industrie, les stocks de matière utilisée sont constamment évalués. Cette évaluation est effectuée par la détection des niveaux tels que les niveaux des réservoirs de stockage (l'industrie pétrolière, chimique ou agro-alimentaire), niveau de remplissage d'une trémie, niveau de remplissage d'une bouteille, niveau dans un four de verrerie, niveau dans le ballon d'eau chauffée pour une chaudière, niveau d'eau dans le réacteur d'une centrale nucléaire, etc. Dans certains cas, les mesures de niveau constituent un moyen indirect pour évaluer un volume, une masse, une densité ou une pression.

La détection d'une manière automatique de niveau, principalement des produits liquides, a fait l'objet d'études dans plusieurs domaines de l'industrie, notamment, dans l'industrie agroalimentaire, chimie, produits pharmaceutiques. Pour certains produits liquides, les conditions de sécurités sont essentielles.

La détection de niveau des liquides exige souvent une grande précision et nécessite parfois des outils qui ne risquent pas de provoquer des explosions (étincelle électriques). Dans ce cas, la détection de niveau d'un liquide par un système de vision est une démarche très intéressante. En effet, les systèmes de vision artificielle permettent la détection de niveau à haute cadence et assurent une bonne détection sans intervention humaine. A la différence d'un opérateur humain, une machine n'est jamais fatiguée et ses critères de décision ne varient pas et les risquent pour l'opérateur humain sont minimisés.

La détection des niveaux par un système de vision artificielle passe par deux tâches successives. La première est l'acquisition des images par des systèmes comprenant une camera, une carte d'acquisition et un système numérique (DSP, micro contrôleur ou micro ordinateur). La deuxième tâche concerne les techniques de traitement d'images, de détection de niveaux et la commande des systèmes de remplissage.

L'acquisition de l'image repose sur la qualité de l'éclairage, de l'objectif, la finesse du capteur, le positionnement de l'objet, la vitesse et l'intégrité de transmission des signaux et de la puissance de la carte d'acquisition.

Le traitement de l'image repose sur l'amélioration de la qualité de l'image, l'extraction des informations en utilisant principalement des traitements basés sur des concepts très divers comme la morphologie mathématique, la segmentation, etc.

Notre travail s'inscrit dans le cadre de la détection de niveaux de liquides par un système de vision. Il a principalement pour but de lire le niveau atteint par un liquide dans une éprouvette.

L'organisation de ce mémoire est la suivante :

Le premier chapitre introduit les différents systèmes de détection ou de lecture de niveau d'un liquide dans l'industrie.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des outils de traitement d'image basés sur la morphologie mathématique.

Le troisième chapitre décrit les étapes de la méthode adoptée pour lire le niveau d'un liquide atteint dans une éprouvette et présente quelques résultats obtenus par cette approche.

Enfin, ce mémoire est clôturé par une conclusion générale, ainsi que quelques perspectives visant l'amélioration des résultats obtenus.

1.1 Introduction

La technique de mesure de niveau constitue la base de la gestion et de contrôle des procédés industriels dans les secteurs de la chimie, pétrochimie, de l'environnement et de bien d'autres secteurs d'activités. La mise en pratique de la détection de niveau se fait souvent sur des produits liquides, mais peuvent aussi être solides ou gazeux.

Les techniques de détection de niveau varient d'un produit à l'autre. Dans ce chapitre, on s'intéressera à l'aspect de la détection de niveau en général et celle basée sur la vision artificielle en particulier.

1.2. Détection de niveau

La détection de niveau est une opération destinée à déterminer, avec des moyens appropriés, si un certain niveau d'un produit solide, liquide ou gazeux est atteint. Une détection est définie par un certain nombre de paramètres :

- La fréquence de détection.
- La ou les caractéristiques des produits qui doivent être contrôlés.
- La méthode de détection de niveau : par mesure, par comparaison, par appréciation (détection visuel par exemple).
- Les moyens de détection de niveau à utiliser : appareil de mesure, référentiel.
- Choix des caractéristiques d'une détection, il faut tenir compte des contraintes techniques (criticité de la caractéristique, précision nécessaire de l'appareil de mesure) mais également des contraintes économiques. L'aspect économique joue sur la nature de la détection, les moyens à engager et sur les caractéristiques à contrôler. Il faut choisir en priorité, les caractéristiques ayant une influence sur la sécurité, la fonctionnalité du produit.

Les exemples de détection d'un niveau viennent de tous les secteurs industriels : chimie et pétrochimie, industrie pharmaceutique et agroalimentaire, traitement de l'eau et des eaux usées ou industrie de l'énergie et des matières première. Le grand choix des détections disponibles permet de trouver la solution idéale pour chaque application. Aucun principe de mesure ne peut s'appliquer à tous les domaines d'applications. Il faut par conséquent choisir les conditions spécifiques de l'application, et en même temps, qui remplissent les considérations économiques futures.

1.3. Méthodes de la détection de niveau

La détection de niveau se fait par plusieurs techniques, chaque une à ses avantages et ses inconvénients. Nous donnerons brièvement le principe de chaque technique.

1.3.1. Système visuel humain

Le moyen le plus simple et le plus naturel de surveillance ou de lire le niveau d'un liquide ou autre est le système visuel humain (œil- nerf optique- cerveau).

Le système visuel humain est un processus optimisé de génération en génération. Il a pour but de permettre à l'individu de traiter au mieux les données visuelles dans l'objectif de survivre et de s'adapter dans son milieu. On peut donc partir du postulat que le système visuel humain est, à l'échelle de nos besoins, le système "idéal" capable de s'adapter à toutes les situations courantes.

Le système visuel constitue un système de référence par rapport aux systèmes de vision artificielle. Le but est alors de tendre vers un degré de performance équivalent. Cependant ces systèmes sont plus lents et moins précis.

1.3.2. Capteurs [1]

Un large éventail de détecteurs de niveau pour liquides existent dans l'industrie citons : les capteurs optiques, flotteur magnétique ou acoustique.

1.3.2.1. Capteurs optiques

Ces capteurs sont composés d'un émetteur lumineux et d'un détecteur (fig.1.1). L'émetteur est généralement une diode infrarouge. Ils sont souvent utilisés en médecine pour toutes les applications pour lesquelles une information limitée à deux états est suffisante, ils sont utilisés particulièrement sur des systèmes d'immuno-chimie en hématologie et en hémodialyse et dans des systèmes de refroidissement.

Ces capteurs sont simples, bas cout, petit et compacts. Il n'ya aucune pièce mobile, ce qui assure une grande fiabilité de fonctionnement. Les dimensions sont compatibles avec la plus part des récipients. Cependant, ces capteurs, qui sont des détecteurs de type tout ou rien, ne permettent pas un contrôle continu du niveau de liquide et une procédure de calibrage doit être effectué pour chaque type de liquide.

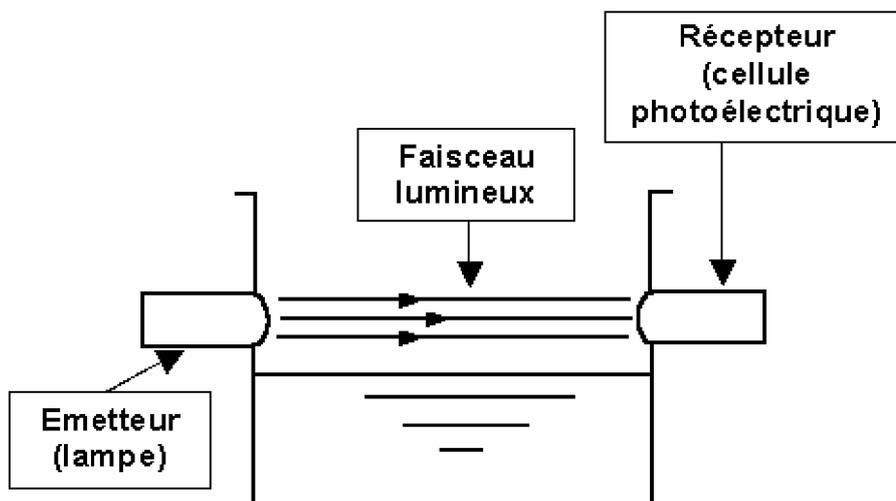


Fig.1.1 Schéma de principe d'un capteur optique.

1.3.2.2. Capteurs magnétiques

Ces capteurs sont constitués d'un flotteur magnétique et d'un ensemble de relais (Fig.1.2). Le flotteur est maintenu solidaire d'un guide plongeant équipé de relais pré-positionnés en fonction de l'application. Ces capteurs sont utilisés dans de nombreux soins médicaux (hématologie, immuno-cytométrie, immuno-chimie et en analyse automatique des urines par exemple).

Ces capteurs sont simples, bas cout, et très fiables et suffisent a un très grand nombre d'applications médicales. Cependant, la précision des mesures dépend directement du nombre de relais. En plus, le flotteur magnétique est par définition mobile ce qui peut entrainer des risques de dysfonctionnement d'origine mécanique. Ce capteur est peu adapté aux liquides visqueux.

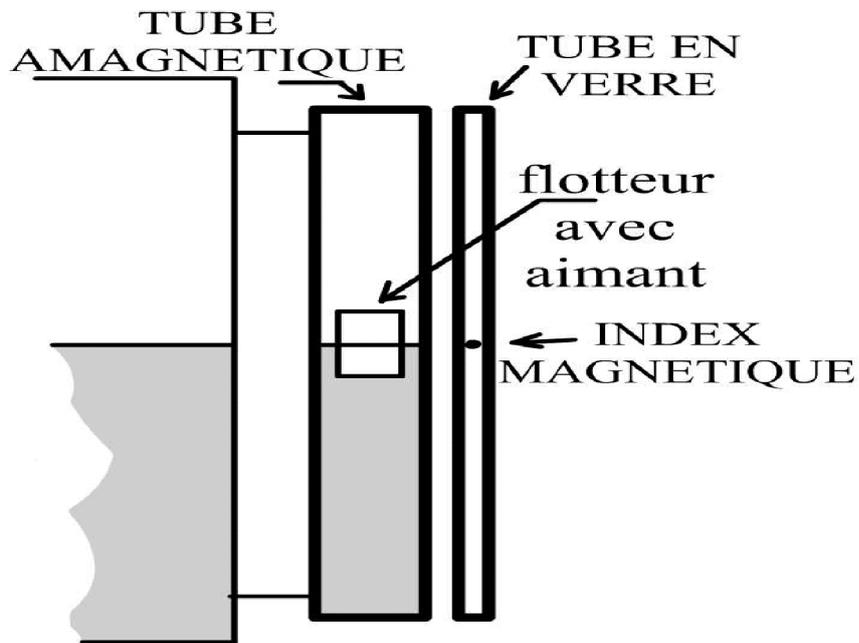


Fig.1.2 Schéma de principe d'un capteur magnétique.

1.3.2.3. Capteurs acoustiques

Les capteurs électroacoustiques sont placés à l'extérieur des contenants en plastique (Fig.1.3). Ces capteurs de niveau de liquide sont importants pour les applications médicales (chimie clinique, hématologie, immuno-chimie histologie, hémodialyse, mesure de niveau de sang et produits pharmaceutiques).

Ces capteurs sont non intrusifs et adaptés aux réservoirs en plastique. La fonctionnalité du capteur ne dépend pas de la couleur ou de la transparence des liquides. Le capteur est sans contact et évite ainsi tout risque de contamination. Les réservoirs ou autres bouteille doivent impérativement être en matériaux plastiques.

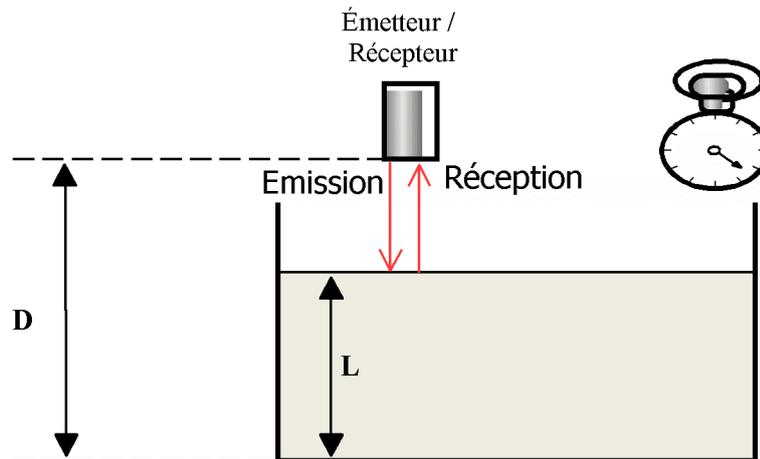


Fig.1.3 Schéma de principe d'un capteur acoustique.

1.3.3. Système de vision artificielle

La vision est un processus de traitement de l'information. L'entrée d'un système de vision est constituée par une séquence d'images. Le système lui-même apporte un certain nombre de connaissance qui interviennent à tout les niveaux. La sortie est une description de l'entrée en terme d'objets et de relation entre ces objets. La vision artificielle est principalement utilisée dans l'industrie pour le contrôle d'aspect et la télésurveillance.

Les systèmes de vision artificielle présentent plusieurs avantages :

- Le contrôle est précis (mesures géométriques, quantité,...).
- La mesure est répétitive et objective.
- Le temps de calcul est rapide.
- Il n'y a aucune fatigue.
- Le système s'adapte à des environnements difficiles.
- Le contrôle intègre des connaissances d'experts.

La vision artificielle permet de gagner sur : le coût des matériaux, le coût de travail, il présente néanmoins des inconvénients :

- Le système est optimisé pour une application donnée.
- L'évolution et la flexibilité du système sont limitées.
- Le système est sensible aux changements des conditions d'environnement.
-

1.4. Vision artificielle

1.4.1. Vision

L'espace qui nous entoure ou à qui on est sensible a une structure tridimensionnelle (3D). Lorsque l'on demande à une personne de décrire ce qu'elle voit, elle n'éprouve aucune difficulté à nommer les objets qui l'entourent téléphone, table, livre..., pourtant l'information qui est réellement disponible sur la rétine des yeux n'est qu'une collection de point (environ un million !). En chaque point ou pixel il y a tout simplement une information qui donne une indication quant à la quantité de lumière et la couleur qui proviennent de l'espace environnant et qui ont été projetées à cet endroit de la rétine. Guidé à la fois par l'information codée dans l'image (ou la rétine) et par ses propres connaissances, le processus visuel construit des percepts.

Le téléphone ou le livre sont la réponse finale, résultant d'un processus d'interprétation qui fait partie du système de vision, de plus, il n'y a pas de correspondance terme à terme entre l'information sensorielle (la lumière et la couleur) et la réponse finale (des objets 3D) le système de vision doit fournir les connaissances nécessaire afin de permettre une interprétation non ambiguë.

Depuis très longtemps, les chercheurs ont été fascinés par la capacité du système de vision humain à percevoir l'espace qui l'entour sans aucune difficulté. Avec la naissance de machines de plus en plus puissantes et les progrès techniques au niveau du traitement automatique des images, une nouvelle discipline est apparue sous le nom : (Vision par Ordinateur).

Ce nouveau paradigme avait pour ambition de réaliser un système de vision artificiel capable de reproduire certaines fonctionnalités de la vision humaine à travers l'analyse des images de la scène captée par un dispositif d'acquisition. Pour réaliser un tel système, le traitement visuel a été formalisé d'une manière scientifique ce qui a donné naissance à la théorie de la vision.

1.4.2. Paradigme de David Marr [2]

Les premières bases conceptuelles de l'analyse d'images furent proposées par Marr (1980), dans le contexte (restreint) de l'interprétation tridimensionnelle d'images décrivant une scène statique.

Le modèle proposé repose sur une décomposition en trois niveaux de l'analyse :

- Un premier niveau qui a pour objectif d'extraire les changements d'intensité significatifs dans une image. Le résultat est un ensemble de primitives 2D constituant la première ébauche.
- Le deuxième niveau qui calcule les distances de la scène au point de vue des primitives de la première ébauche. Il s'agit d'une carte de profondeur, et non d'une reconstruction 3D.
- Le troisième niveau qui met en correspondance l'ébauche 2.5D avec des connaissances 3D sur la scène. Il s'agit de construire une représentation centrée sur l'objet et donc indépendante du point de vue.

Le paradigme de Marr défend l'idée de modules indépendants : un module de bas-niveau pour l'extraction d'informations significatives dans l'image et un module de niveau-moyen basé sur ces informations pour la détermination de position dans l'espace. Il peut se traduire en pratique par trois étapes de traitement : segmentation, reconstruction, reconnaissance. C'est un cadre théorique séduisant, mais sans réelle application concrète (reconnaissance,...). Les processus de bas et moyen niveaux sont des problèmes mal-posés (pas de solution unique) dont la résolution nécessite l'introduction de contraintes supplémentaires.

D'autres paradigmes furent énoncés par la suite. La vision active par exemple où l'acquisition est contrôlée dynamiquement en fonction de l'interprétation de la scène.

La vision a suscité l'intérêt de nombreux scientifiques et philosophes depuis déjà très longtemps, Parmi ceux-ci, les neurobiologistes mènent des recherches théoriques et expérimentales afin d'essayer de comprendre l'anatomie et le fonctionnement du cerveau. Ils ont découvert une structure très complexe qui est loin de leur avoir révélé tous ses secrets, la tâche des neurobiologistes semble être grandiose et illusoire. Le cerveau reste et restera pour longtemps le bastion encore inconnu que les sciences humaines se proposent de conquérir, illusoires, car on est loin de connaître ses limites. Le psycho physicien tente de comprendre les mécanismes sous-jacents à la perception visuelle, incluant les mécanismes intelligents. Son outil est l'analyse de la réaction à des situations particulières.

Avec la naissance de machines de calcul de plus en plus sophistiquées un certain nombre de scientifiques se sont attaqués au problème de la vision : est il possible de construire un modèle computationnel pour la perception visuelle, il ne s'agit pas de fournir une explication de, comment marche la vision biologique mais de créer un modèle qui de l'extérieur possède des propriétés semblables.

1.4.3. Principe de la vision artificielle

La vision artificielle consiste à prendre une ou plusieurs images de l'objet à contrôler ou à visualiser. Les images sont obtenues grâce à une ou plusieurs caméras. Ensuite les images sont numérisées pour être utilisables par un logiciel de traitement d'image le plus souvent dédié au contrôle considéré. Le traitement de l'image ayant été réalisé une décision est prise par rapport à des critères prédéfinis et une action est effectuée (Fig.1.4)

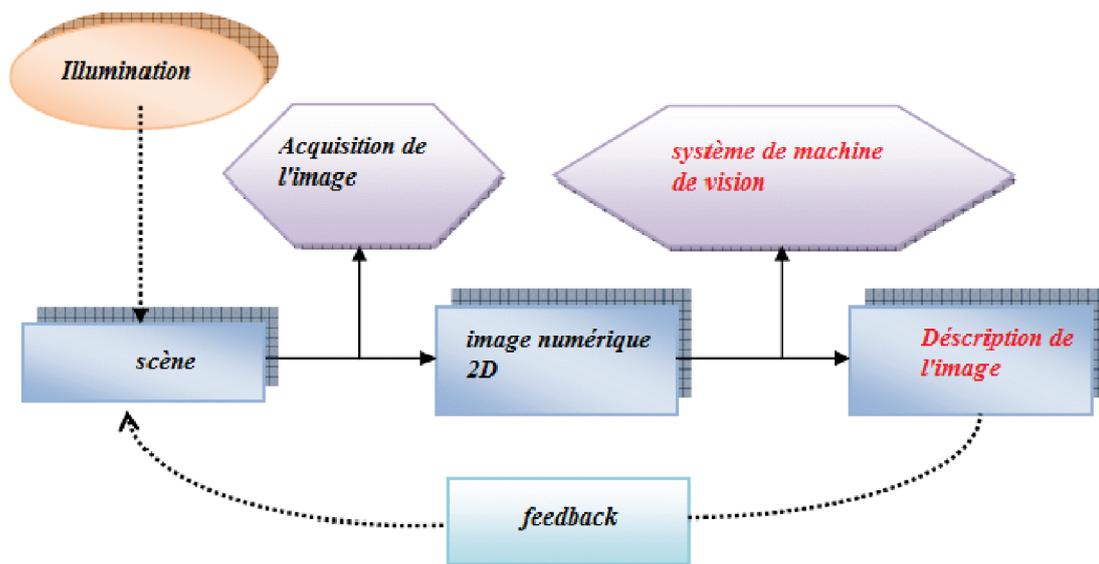


Fig.1.4 Fonctionnement d'un système de vision.

Il existe plusieurs types de vision :

- Vision 2D : Appelée la vision (classique), la vision dans un plan est la plus répandue et la mieux maîtrisée sur le marché aujourd'hui. On peut trouver des caméras 2D en niveaux de gris ou en couleur. Ces caméras peuvent être linéaires ou matricielle.

- Vision 3D : La vision en trois dimensions est une technique en plein développement et en plein essor. Le principe peut être résumé de façon simpliste comme suit : Un faisceau laser (rouge le plus souvent) est projeté sur l'objet à contrôler, une caméra matricielle placée à environ 45° par rapport au plan (laser; objet) prend une photo de la trace laser sur l'objet. Des calculs géométriques basés sur le principe de triangulation permettent, en étudiant la courbure de la trace laser, de modéliser l'objet considéré en 3D.
- Vision thermique : Basée sur la détection des zones de défaut (paroi plus mince...) issues de la différence de température des zones d'un objet. Ces zones ne peuvent pas être détectées avec une caméra classique.
- Vision Rayon X : Parfois il est nécessaire d'effectuer un contrôle non destructif d'un produit c'est pour ça on utilise une machine de vision intégrant un rayon X.

1.4.4. Systèmes de vision [3]

On distingue deux types de systèmes de vision:

- Les systèmes génériques
- Les systèmes spécialisés

Les premiers sont généralement constitués d'un PC et d'une carte d'acquisition et utilisent des caméras matricielles. Les seconds ont généralement recours à des hardwares spécifiques (cartes à DSP, par exemple) et à des capteurs spéciaux (caméras linéaires, capteurs IR, ...).

Un système de vision est habituellement constitué de l'assemblage des constituants listés ci-dessous:

- Une ou plusieurs caméras numériques ou analogiques « noir et blanc ou couleur » munies d'un objectif adapté aux conditions de prise d'image, à savoir distance et taille de l'objet à prendre en image.
- Un système d'éclairage continu ou stroboscopique.

- Une carte interface entre l'ordinateur et la caméra pour numériser les images (aussi connu sous le nom de "frame grabber" en anglais et "carte d'acquisition vidéo" en français). Aujourd'hui de plus en plus de caméras ont la possibilité de numériser l'image immédiatement, ce qui permet de les brancher directement sur un bus de communication (TCP-IP, USB, IEEE-1394,...).
- Une unité de calcul, souvent un micro-ordinateur ou un système avec processeur embarqué, comme un DSP.
- Un logiciel de traitement d'image.

Et éventuellement :

- Un capteur de synchronisation « souvent optique ou magnétique, ou des encodeurs » qui déclenche la caméra lorsque l'objet passe dans son champ de vision.
- Un système d'entrée / sortie digitales.
- Un ensemble mécanique permettant de mouvoir les objets, les caméras ou d'autres organes.

1.4.5. Étapes de fonctionnement d'un système de vision

Les phases d'un système de vision se répartissent de la manière suivante :

➤ Phase d'acquisition

Elle, concerne l'extraction de l'image sous une forme numérique. Le réglage de l'éclairage, des optiques et des caméras sont nécessaires pour cette étape. Il s'agit d'une étape importante car, une bonne acquisition permet de simplifier les étapes de traitement et d'analyse.

➤ Phase du traitement

Souvent appelée prétraitement, le traitement regroupe un ensemble de techniques destinées à améliorer la qualité de l'image. Une première étape, appelée restauration, vise à corriger les déformations géométriques, provoquées par l'optique et à la caméra, et les

variations d'éclairage. Une seconde étape, appelée amélioration, vise à réduire le bruit et à augmenter les caractéristiques de l'objet contenant les informations souhaitées.

➤ **Phase de l'analyse**

Elle a pour but l'extraction de l'information caractéristique contenue dans une image. Elle recourt à diverses techniques telles que celles de segmentation (seuillage, détection de frontière).

➤ **Phase d'interprétation**

Sur base des caractéristiques extraites telles que celles des positions, orientations, types, ..., on dégage la liste des défauts détectés lors de l'inspection par exemple.

1.5. Conclusion

L'objectif d'une détection de niveau automatique, principalement, d'un produit liquide est souvent de garantir un niveau élevé de la qualité et de la fiabilité dans de nombreux secteurs industriels (agroalimentaire, chimie, produits pharmaceutiques).

Dans ce chapitre, nous avons introduit l'un des systèmes de détection ou de lecture de niveau d'un liquide qui est basée sur la vision artificielle. La vision artificielle est un domaine sans cesse croissant de la recherche qui traite l'analyse et le traitement des données de l'image. Elle joue un rôle clé dans le développement des systèmes intelligents.

La détection ou la lecture d'un niveau par vision artificielle nécessite des techniques ou théories de traitement d'images.

Parmi ces théories, nous nous sommes intéressés à la morphologie mathématique qui nous fournit toute une panoplie de méthodes qui conviennent à l'application visée et qui est la lecture d'un niveau d'un liquide dans une éprouvette.

La théorie sur la morphologie mathématique sera présentée dans le prochain chapitre.

2.1. Introduction

L'analyse d'image a pour objectif la description aussi complète que possible des caractéristiques d'une image. Pour extraire les informations quantitatives relatives aux objets d'une image, plusieurs approches sont possibles. Adopter une démarche relativement passive en déterminant tout les paramètres, ou alors se contenter de quelques paramètres suffisant à caractériser l'image. L'approche morphologique s'inscrit dans ce second.

De nature fondamentalement géométrique, elle consiste à comparer les objets à analyser à un autre objet de forme connue, appelé (élément structurant). L'objectif de ce chapitre est de présenter les concepts théoriques de la morphologie mathématique ainsi que ses opérations de base et leurs principales propriétés.

2.2. La morphologie mathématique

2.2.1. Définition [4]

La morphologie mathématique est une science de la forme et de la structure, basée sur des concepts de théorie des ensembles, topologique et géométrique. Au cours des dernières années, la morphologie mathématique s'est établie comme méthode puissante pour le traitement d'images, elle est devenue une théorie mathématique complète. Elle a été appliquée avec succès dans diverses disciplines (minéralogie, diagnostic médical et histologie, ...).

2.2.2. Principe

Le principe de base de la morphologie mathématique consiste à appliquer un ou plusieurs opérateurs morphologiques au moyen d'un masque ou motif géométrique prédéfini (carré, rectangle, cercle...). Ce motif géométrique, appelé élément structurant, est déplacé dans l'image de façon à ce que son centre occupe toutes les positions de l'espace (les pixels). Pour chacune des positions, on applique l'opérateur choisi. Il en résulte une image transformée dans laquelle des éléments de l'image peuvent avoir été éliminés, fusionnés, amincis, ... [5].

On distingue la morphologie mathématique ensembliste qui porte sur des images binaires, de la morphologie mathématique fonctionnelle qui opère sur des images en niveaux de gris. La première fait appel à la théorie des ensembles. Pour chaque position du centre de l'élément structurant, on vérifie une relation ensembliste (union, intersection) de l'élément

structurant avec les éléments de l'image. Le résultat de la transformation est une nouvelle image binaire, composée des points qui satisfont la relation. Pour les images en niveaux de gris, les transformations morphologiques sont généralisées et s'appliquent sur des fonctions (et non plus des ensembles) en tenant compte, cette fois, des valeurs prises par les pixels dans le domaine de l'élément structurant. Suivant l'opérateur choisi, on affectera par exemple la valeur maximale des pixels au centre de l'élément structurant (cas d'une dilatation plate) ou la valeur minimale (cas d'une érosion plate).

2.2.3. Apport de la morphologie en imagerie

La morphologie mathématique fournit un outil de traitement des images numériques qui est basée sur la forme.

Les opérations de la morphologie tendent à simplifier les informations contenues dans l'image, sans toutefois toucher à ses caractéristiques essentielles et en prenant soin d'atténuer les redondances.

2.3. Notion d'élément structurant

La morphologie mathématique ensembliste ou fonctionnelle repose sur un élément structurant dont on choisit la taille, la forme, ainsi que le centre. Ces trois caractéristiques sont adaptées selon ce que l'on souhaite faire. Il est considéré comme un ensemble représentant une boule dans \mathbb{R}^n . Dans le domaine des images bidimensionnelles, n vaut 2 et donc il représente un disque. Généralement il est représenté par une figure géométrique dotée d'une origine et de caractéristiques particulières de forme.

Plusieurs structures sont mises en œuvre: élément structurant en maille carré (Fig.2.1) et en maille hexagonale (Fig.2.2).

0	0	•
0	1	1
•	1	•

Elément structurant (3*3)

•	1	1	0	0
0	1	1	1	0
0	1	1	0	1
0	1	0	1	•
1	•	1	1	0

Elément structurant (5*5)

Fig. 2.1 Exemples d'éléments structurants en maille carrée.

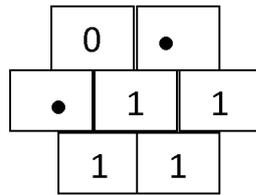


Fig. 2.2 Élément structurant en maille hexagonale.

L'élément structurant choisi est déplacé de façon à ce que son centre x passe par toutes les positions dans l'image à analyser. Pour chacune des positions de X , on se pose une question relative à l'union ou à l'intersection de l'élément structurant avec les objets de l'image. L'ensemble des points correspondant à une réponse positive permet de construire une nouvelle image qui constitue l'image résultat. À partir de ces principes, il est possible de construire les opérateurs de base de la morphologie mathématique qui sont l'érosion et la dilatation.

2.4. Propriétés de bases des transformations morphologiques

En général, les transformations morphologiques sont dotées d'un ensemble de propriétés importantes relatives aux opérations. Les principales propriétés sont classées en deux catégories :

2.4.1. Propriétés algébriques

Soient X et Y deux ensembles de \mathbb{R}^2 et T une transformation.

➤ Croissance

La transformation T est dite croissante si : X inclus dans Y alors aussi $T(X)$ inclus dans $T(Y)$:

$$X \subset Y \Rightarrow T(X) \subset T(Y) \quad (2-1)$$

Les opérations possédant cette propriété préservent les relations d'inclusion.

➤ Extensivité et anti-extensivité

La transformation T est extensive (resp, anti- extensive) si X est inclus dans son transformé $T(X)$. Inversement, la transformation T est dite anti-extensive si $T(X)$ est inclus dans l'ensemble d'origine X . Plus formellement:

$$T \text{ est extensive si : } X \subset T(X) \quad (2-2)$$

$$T \text{ est anti-extensive si : } T(X) \subset X \quad (2-3)$$

➤ Idempotence

La transformation T est dite idempotente si elle est invariante par itération. Plus formellement :

$$T[T(X)] = T(X) \quad (2-4)$$

➤ Dualité

Deux transformations T_1 et T_2 sont dites duales par rapport à la complémentation si :

$$T_1(X^c) = [T_2(X)]^c \quad (2-5)$$

Où X^c désigne le complémentaire de X dans \mathbb{R}^2 .

2.4.2. Propriétés topologique

Soient X et Y deux ensembles de \mathbb{R}^2 et T une transformation.

➤ Connexité

On dit que la transformation T préserve la connexité si :

$$X \text{ est connexe} \Rightarrow T(X) \text{ est connexe} \quad (2-6)$$

➤ Homotopie

Une transformation T est homotopique si elle ne modifie pas le nombre de connexités.

$$N[T(X)] = N(X) \quad (2-7)$$

N : désigne le nombre de connexités.

2.5. Opérations morphologiques de base appliquée aux images binaires

➤ Image binaire

Rappelons qu'une image binaire, est une image qui possède que deux couleurs : le noir « 0 » et le blanc « 1 ». On appelle binarisation, toute transformation d'image en niveau de gris (256 niveaux) en image binaire (2 niveaux). La manière la plus simple d'obtenir une image binaire consiste à choisir un seuil « s » puis d'affecter la valeur « 0 » aux pixels ayant un niveau de gris inférieur à s et la valeur « 1 » aux pixels ayant un niveau de gris supérieur à s.

Cette opération, dite binarisation ou seuillage, est généralement utilisée afin d'extraire les objets du fond de l'image.

La valeur du seuil s est comprise entre 0 et le niveau de gris maximale de l'image à binariser. Cette valeur peut être fixé manuellement ou déterminée de manière automatique en optimisant généralement, une fonction objective.

2.5.1. Erosion

L'érosion, notée $X \ominus B$, est une opération qui consiste à transformer un ensemble X en un ensemble Y par un élément structurant B de centre x, déplacé pour occuper successivement toute les positions de l'espace E [6]. Elle est formulé par :

$$Y = E^B(X) = X \ominus B = \{x \in X / B_x \subset X\} \quad (2-8)$$

La figure (2.3) ci-dessous montre le résultat d'une érosion sur une image binaire.

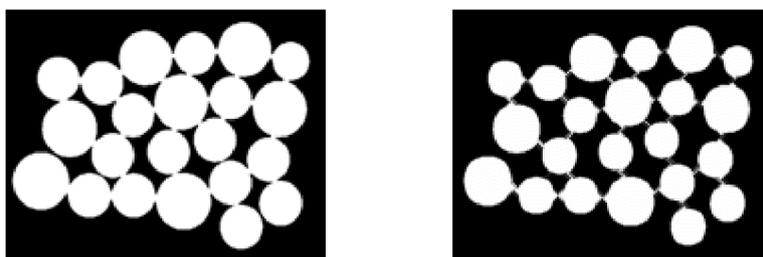


Fig. 2.3 Exemple d'érosion sur une image binaire.

➤ Caractéristiques de l'érosion

- Les objets de taille inférieure à celle de l'élément structurant disparaissent de l'image résultat.

- Les autres objets sont « amputés » d'une partie correspondant à la taille de l'élément structurant.
- S'il existe des trous dans les objets, c'est-à-dire des « morceaux » de fond à l'intérieur des objets, ils sont accentués.
- Des parties d'un objet initialement reliées entre elles peuvent être séparées. Une érosion avec un élément structurant de taille importante peut souvent se réaliser en répétant plusieurs fois une érosion avec un élément structurant de taille plus faible.

2.5.2. Dilatation

La dilatation, notée $X \oplus B$, est l'opération duale « ou inverse » de l'érosion. Elle consiste à transformer un ensemble X en un ensemble Y par un élément structurant B , repéré par son centre x et qu'on fait déplacer pour occuper successivement toutes les positions de l'espace E [6]. Elle est définie par :

$$Y = D^B(X) = X \oplus B = \{x \in X/B_x \cap X \neq \emptyset\} \quad (2-9)$$

La figure (2.4) montre le résultat d'une dilatation sur une image binaire.

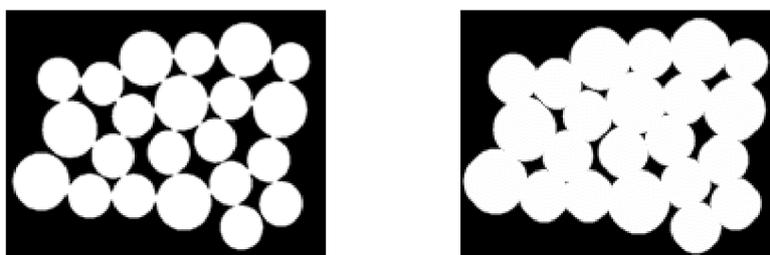


Fig. 2.4 Exemple de dilatation sur une image binaire.

➤ Caractéristiques de la dilatation

- Tous les objets « grossissent » d'une partie correspondant à la taille de l'élément structurant.
- S'il existe des trous dans les objets, c'est-à-dire des « morceaux » de fond à l'intérieur des objets, ils peuvent être comblés.
- Si des objets sont situés à une distance moins grande que la taille de l'élément structurant, ils peuvent fusionner.

- Une dilatation avec un élément structurant de taille importante peut souvent se réaliser en répétant plusieurs fois une dilatation avec un élément structurant de taille plus faible.

2.5.3. Propriétés de l'érosion et la dilatation [7]

Les deux transformations ne sont pas idempotentes. On obtient le même résultat en érodant X ou en dilatant le complémentaire de X et on prenant le complémentaire du résultat.

$$(X \ominus B)^c = X^c \oplus B^* \quad (2-10)$$

B^* : étant le transposé de B .

La dilatation est une transformation extensive alors que l'érosion est anti-extensive.

$$(X \ominus B) \subset X \subset (X \oplus B) \quad (2-11)$$

L'érosion et la dilatation sont des opérations croissantes, ce qui permet la préservation des relations d'inclusions entre les objets de l'image.

$$X \subset Y \Rightarrow (X \ominus B) \subset (Y \ominus B) \quad (2-12)$$

$$X \subset Y \Rightarrow (X \oplus B) \subset (Y \oplus B) \quad (2-13)$$

L'érosion et la dilatation ne sont ni homotopiques ni idempotentes, la structure de l'image est modifiée.

2.5.4. Ouverture

L'ouverture est l'application de l'opérateur érosion puis de l'opérateur dilatation avec le même élément structurant. L'ouverture de X par B , est défini par :

$$Y = O^B(X) = E^B(D^B(X)) = (X \ominus B) \oplus B \quad (2-14)$$

En général, l'ensemble de départ n'est pas conservé car une partie de la forme éliminée par l'érosion ne peut être recréée par une dilatation. L'ensemble Y est plus régulier « moins de détails au niveau du contour » que l'ensemble initial X . En termes « géographiques » ou morphologiques, l'ouverture adoucit les contours, coupe les isthmes étroits, supprime les petites îles et les caps étroits (Fig.2.5).



Fig. 2.5. Exemple d'ouverture sur une image binaire.

➤ **Propriétés algébriques de l'ouverture**

- Croissante : si $X \subset Y$ alors $T(X) \subset T(Y)$.
- Anti-extensive : $T(Y) \subset Y$.
- Idempotente : $T[T(X)] = T(X)$.

2.5.5. Fermeture

La fermeture est l'opération « inverse » de l'ouverture. Elle consiste en une dilatation suivie d'une érosion « toujours en gardant le même élément structurant » :

$$Y = F^B(X) = D^B(E^B(X)) = (X \oplus B) \ominus B \quad (2-15)$$

Un ensemble fermé est également moins riche en détails que l'ensemble initial. La fermeture est d'une certaine façon similaire à la dilatation, car elle tend à élargir les limites des objets, mais elle préserve mieux les contours. La transformation par fermeture bouche les canaux étroits, supprime les petits lacs et les golfes étroits (Fig. 2.6).



Fig. 2.6. Exemple de fermeture sur une image binaire.

➤ Propriétés algébriques de la fermeture

- Croissante : si $X \subset Y$ alors $T(X) \subset T(Y)$.
- extensive : $X \subset T(X)$.
- Idempotente : $T[T(X)] = T(X)$.

2.6. Morphologie mathématique fonctionnelle

La morphologie mathématique fonctionnelle, à la différence de la morphologie mathématique ensembliste, s'applique aux images en niveaux de gris. On considère dans ce cas l'image X comme une fonction f où $f(x)$ représente l'intensité de gris du pixel à la position (x) [8].

Les transformations d'images en morphologie mathématique fonctionnelle se pratiquent comme pour la morphologie mathématique ensembliste: l'élément structurant B est déplacé de façon à ce que son origine x passe par toutes les positions de l'image. Pour chaque position, on comparera les valeurs prises par les pixels inclus dans le domaine de l'élément structurant. Le pixel central prendra soit la valeur minimale « lors d'une érosion » soit la valeur maximale « lors d'une dilatation ».

2.6.1. Erosion

Pour obtenir la fonction érodée de X , on attribue à $f(x)$ la valeur minimale qu'elle prend dans le domaine de l'élément structurant B et ce, à chaque nouveau déplacement de B .

Soit B^x le sous ensemble de l'image recouvert par l'élément structurant B , centré au point x :

$$E^B(X) = X \ominus B = \inf[f(y)/y \in B^x] \quad \forall x \in X \quad (2-16)$$

L'érosion en niveau de gris permet de réduire les pics de niveau de gris et d'élargir les vallées. Elle tend à homogénéiser l'image, à l'assombrir et à étaler le bord des objets les plus sombre. La figure (2.7) montre le résultat d'une dilatation sur une image en niveau de gris.



Fig. 2.7 Exemple d'une érosion sur une image en niveau de gris.

2.6.2. Dilatation

Pour obtenir la fonction dilatée de X , on attribue à $f(x)$ la valeur maximale qu'elle prend dans le domaine de B et ce, à chaque nouveau déplacement de B .

Soit B^x le sous ensemble de l'image recouverte par l'élément structurant B , centré au point x :

$$D^B(X) = X \oplus B = \sup[f(y)/y \in B^x] \quad \forall x \in X \quad (2-17)$$

La dilatation en niveau de gris comble les vallées et épaissit les pics : elle homogénéise l'image, l'éclaircit et tend à faire disparaître les objets sombres. La figure (2.8) montre le résultat d'une dilatation sur une image en niveau de gris.



Fig. 2.8 Exemple d'une dilatation sur une image en niveau de gris.

2.6.3. Ouverture

Comme en morphologie mathématique ensembliste, l'ouverture consiste en une érosion suivie d'une dilatation avec le même élément structurant.

$$O^B(X) = E^B(D^B(X)) = (X \ominus B) \oplus B \quad (2-18)$$

L'ouverture supprime les pics mais préserve les vallées, elle homogénéise l'image mais préserve les objets sombres (Fig. 2.9).

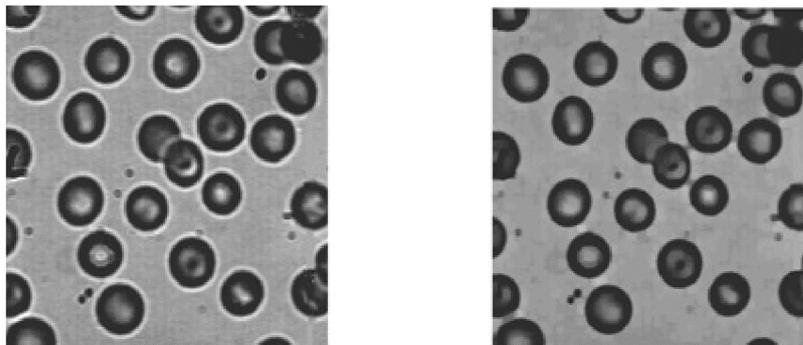


Fig. 2.9 Effets de l'ouverture sur une image en niveau de gris.

2.6.4. Fermeture

Comme en morphologie mathématique ensembliste, la fermeture consiste en une dilatation suivie d'une érosion.

$$F^B(X) = D^B(E^B(X)) = (X \oplus B) \ominus B \quad (2-19)$$

La fermeture comble les vallées, elle homogénéise et éclaircit l'image (Fig. 2.10).

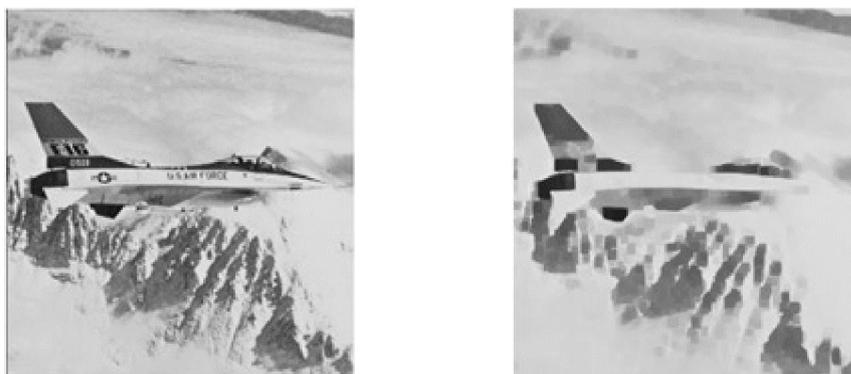


Fig. 2.10 Effets de la fermeture sur une image en niveau de gris.

2.7. Filtrage morphologique

L'ouverture et la fermeture morphologiques filtrent le bruit quelle que soit son amplitude relative, pourvu qu'elle soit positive pour la première et négative pour la seconde.

Ces deux opérateurs, pris séparément, induisent donc une modification de la moyenne des intensités, d'autant plus importante que la taille de l'élément structurant est grande et que l'amplitude du bruit est forte. Parmi les filtres morphologiques, le filtre alterné séquentiel est un de ceux qui ont, les meilleures propriétés de réduction de bruit [9], défini, de la manière suivante:

Soit $\{O_i\}$ et $\{F_i\}$ une famille d'ouvertures et de fermetures associées à des éléments structurants convexes B_i de même forme et de taille croissante ($B_i \subset B_{i+1}$).

Le filtre alterné séquentiel est obtenu par:

$$FAS_i = O_i \circ F_i \circ O_{i-1} \circ F_{i-1} \circ \dots \circ O_1 \circ F_1 \quad (2-20)$$

Ou en permutant les opérations d'ouverture et de fermeture par:

$$FAS' = F_i \circ O_i \circ F_{i-1} \circ O_{i-1} \circ \dots \circ F_1 \circ O_1 \quad (2-21)$$

2.8. Gradient morphologique

Le gradient morphologique ou le gradient de **BEUCHER** est définie comme la différence arithmétique entre la dilatation et l'érosion d'une image par un élément structurant B [10]. Ce gradient est noté ∇ :

$$|\nabla B(X)| = (X \oplus B) - (X \ominus B) \quad (2-22)$$

Où B est l'élément structurant.

Il suffit donc de dilater et d'éroder l'image en niveaux de gris puisque le gradient s'interprète comme l'étendue, c'est-à-dire la différence entre le « max. » et le « min. » sur le disque unité (Fig. 2.11.b).

➤ Gradient par dilatation « gradient externe »

Pour une image X, le module du gradient par dilatation avec l'élément structurant B s'obtient par la transformation:

$$|\nabla X^+| = (X \oplus B) - X \quad (2-23)$$

C'est-à-dire la différence entre le dilaté de l'image et l'image elle-même (Fig. 2.11.d).

➤ **Gradient par érosion « gradient interne »**

Pour une image X , le module du gradient par érosion avec l'élément structurant B s'obtient par la transformation:

$$|\nabla X^-| = X - (X \ominus B) \quad (2-24)$$

C'est-à-dire la différence entre l'image et son érodée (Fig. 2.11.c).

➤ **Laplacien**

Le module du Laplacien $|\Delta X|$ d'une image A est la différence entre le module du gradient par dilatation et celui du gradient par érosion:

$$|\Delta X| = |\nabla X^+| - |\nabla X^-| \quad (2-25)$$

Comme tous gradients morphologique est sensible au bruit ; il existe toutes fois des types de gradients plus élaborés appelés gradient régularisés qui permettent d'éliminer les contours les moins pertinents (Fig. 2.11.e).



(a)



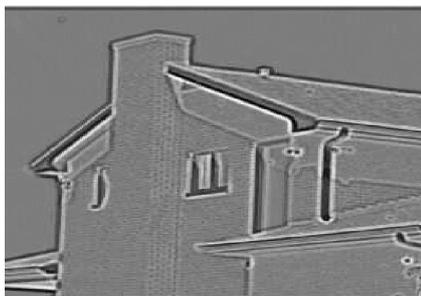
(b)



(c)



(d)



(e)

Fig. 2.11 Image originale(a), Gradient de Beucher (b), Gradient interne(c), Gradient externe(d), Laplacien (e).

➤ Chapeau haut de forme

Le chapeau haut de forme (Top hat en anglais) est une transformation qui permet de retrouver les informations éliminées par l'ouverture, ou la fermeture morphologique [10]. On définit la transformation du chapeau haut de forme blanc (White top hat en anglais) comme la différence algébrique entre la fonction de départ f et l'ouverture $O^B(f)$ tel que :

$$WTH_B(f) = f - O^B(f) \quad (2-26)$$

On définit la transformation duale chapeau de forme noire (Black top hat en anglais) qui est différence algébrique entre la fermeture $F^B(f)$ et la fonction de départ f comme :

$$BTH_B(f) = F^B(f) - f \quad (2-27)$$

La figure (2.12) illustre les différents chapeaux hauts de forme.

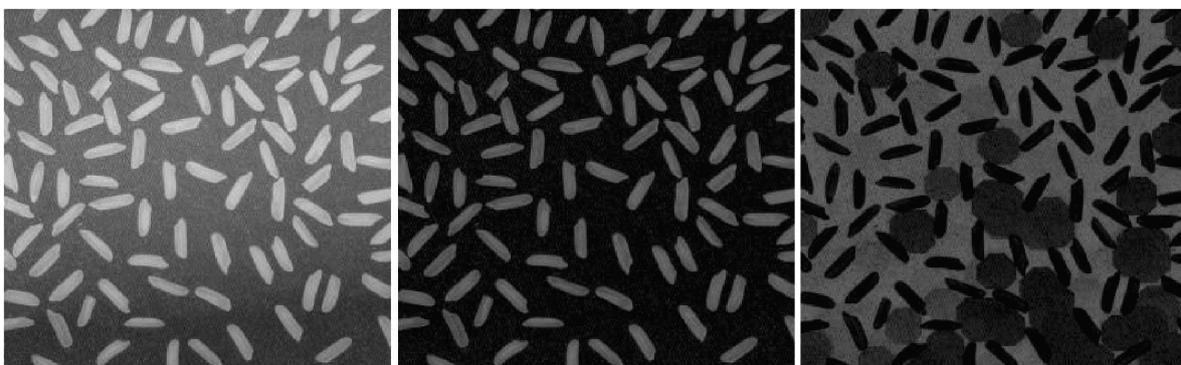


Fig. 2.12 Exemple de chapeau haut de forme « blanc et noir ».

2.9. Transformations de voisinage

Les Transformations de voisinage utilisent un élément structurant B , formé de la réunion de deux ensembles disjoints B_0 et B_1 . On attribuera aux pixels de B_0 la valeur 0 et à ceux de B_1 la valeur 1. Les Transformations de voisinage consistent à translater l'élément structurant sur toute l'image et à conserver les points pour lesquels le voisinage est en accord avec la configuration donnée. Cet élément structurant est généralement utilisé dans plusieurs de ses rotations [11].

La transformée de voisinage de l'image X par B , noté $X \otimes B$, est l'ensemble défini par :

$$X \otimes B = \{x \in X / B_x^1 \subset X \text{ et } B_x^0 \subset X^c\} \quad (2-28)$$

0	0	•
0	1	1
•	1	•

Fig. 2.13 Élément structurant utilisé pour détection d'angles droits.

A partir de ces transformations de voisinages, il est possible de définir des transformations plus complexes : l'amincissement et l'épaississement.

2.9.1. Connexité dans les images

La notion de connexité entre pixels est une notion particulièrement importante pour la détection des frontières d'objets dans une image et des pixels composant un objet [11]. Deux pixels seront considérés comme connexes « appartenant au même objet donc » s'ils satisfont deux critères :

- Un critère de similarité « par exemple même niveau de gris » ;
- S'ils sont adjacents « voisins ».

➤ Voisinage d'un pixel

Un pixel $p(x, y)$ possède quatre voisins horizontaux et verticaux qui forment ce qu'on appelle le 4-voisinage de $p(x, y)$. Si on considère un pixel comme un carré élémentaire, les

pixels présentant un côté commun avec $p(x, y)$ sont appelés les 4-voisins de $p(x, y)$. Le pixel $p(x, y)$ possède aussi quatre voisins diagonaux, ce sont les pixels qui ont un sommet commun avec $p(x, y)$. L'ensemble des huit voisins du pixel (x, y) représentent ce qu'on appelle les 8-voisins (8-voisinage). Ces huit voisins forment la fenêtre 3x3 du pixel $p(x, y)$.

➤ Connexité

La connexité est une propriété de liaison entre deux pixels qui fait qu'on les considère comme faisant partie de la même région dans une image. En supposant que deux pixels P et Q vérifient déjà un certain critère de similarité, on peut définir différents types de connexités :

- 4-connexité : les deux pixels sont tels que Q est un des 4-voisins de P.
- 8- connexité : les deux pixels sont tels que Q est un des 8-voisins de P.
- Connexité mixte : P et Q sont 4-voisins ou bien P et Q sont voisins diagonaux et aucun des 4 -voisins communs à P et Q sont 4-connexes.

2.9.2. Transformation tout ou rien

La notion d'amincissement et de squelettisation reposent principalement sur les propriétés des transformations tout ou rien.

Soit X un ensemble de pixels appartenant à l'image, x un point de X et B un élément structurant d'origine x et composé de deux parties complémentaires B1 et B2. On appelle transformé en tout ou rien de l'ensemble X, notée $X \circledast B$, l'ensemble des points x tels que $B1_x$ inclus dans X et $B2_x$ inclus dans X^c .

$$X \circledast B = \{x/B1_x \subset X \text{ et } B2_x \subset X^c\} \text{ avec } B1 \cap B2 = \emptyset \quad (2-29)$$

Dans le cas des images binaires, la transformation tout ou rien revient à identifier des configurations locales particulières au contact entre l'ensemble et son complément.

2.9.3. Amincissement et Epaisseur

➤ Amincissement

L'amincissement d'une image X par une configuration de voisinage B_x , noté $X \circ B_x$, est obtenu en mettant à 0 le point traité lorsque la configuration de voisinage est rencontrée. L'amincissement de X par une famille de voisinage B, noté $X \circ B$, est une succession

d'amincissement par les configurations de voisinage de cette famille B [5]. L'amincissement de X est définie par :

$$X \circ B = X \setminus (X \otimes B) \quad (2-30)$$

Où " \ " représente la différence ensembliste.

$(X \otimes B)$: Transformation de voisinage.

Tout pixel ayant un voisinage identique à la configuration de voisinage définie par l'élément structurant est éliminé de X [12].

➤ Epaisseur

L'épaississement d'une image X par une configuration de voisinage B, noté $X \bullet B$ est obtenu en mettant à 1 le point traité lorsque la configuration choisie est rencontrée.

L'épaississement de X par une famille de voisinage B, noté $X \bullet B$, est une succession d'épaississement par les configurations de voisinage de cette famille B [5]. L'épaississement est la transformation qui consiste à ajouter à un ensemble X l'ensemble $X \otimes B$:

$$X \bullet B = X \cup (X \otimes B) \quad (2-31)$$

Tout pixel ayant un voisinage identique à la configuration de voisinage définie par l'élément structurant est ajouté à X.

La figure (2.14) illustre le principe d'amincissement et d'épaississement.

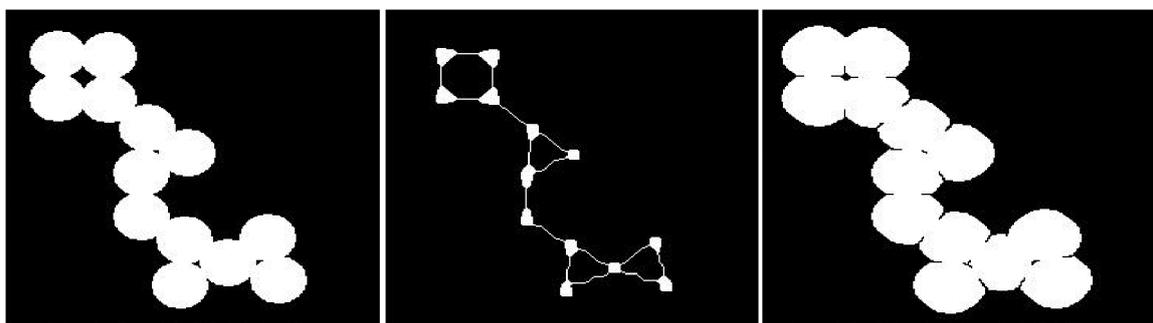


Fig. 2.14 Exemple d'amincissement et d'épaississement.

2.9.4. Squelettisation

Le squelette est une notion très utile en reconnaissance de formes. Elle a pour but de décrire chaque objet par un ensemble de lignes infiniment fines « analogues à une ossature de l'objet », réduisant sensiblement le volume d'information à manipuler. Le squelette est homotopique à l'objet de départ « même nombre de composantes connexes et même nombre de trous », et inversible [12].

Pour obtenir le squelette d'une image plusieurs méthodes sont utilisées :

- Méthodes non morphologiques.
- Méthodes morphologiques.

Du fait que notre étude se base sur la morphologie mathématique, nous citerons seulement quelques méthodes de squelettisation morphologiques.

➤ Squelettisation par érosion et ouverture

D'après C. Lantuejoul [13]. Le squelette peut s'exprimer en terme d'érosion et d'ouverture avec des éléments structurants B de tailles différentes (λB pour l'érosion) et (μB pour l'ouverture) (Fig.2 .15).

$$S_q(X) = \bigcup_{\lambda>0} \bigcap_{\mu>0} \left[E^{\lambda B}(X) / O^{\mu B} \left(E^{\lambda B}(X) \right) \right] \quad (2-32)$$

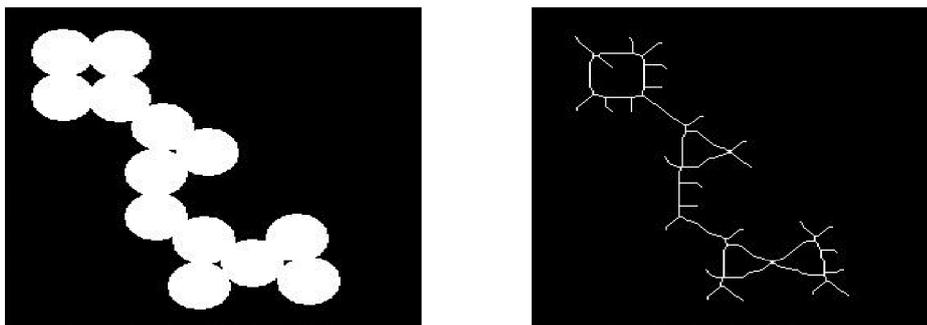


Fig. 2.15 Exemple de squelette.

➤ Squelettisation par amincissement homotopique

Par cette méthode, le squelette est obtenu par une succession d'amincissements homotopiques (un grand nombre de fois). Pour un objet X de connexité 1, l'amincissement digital maximal correspond à un pixel ; si l'on veut amincir ce point cela ne sera plus possible

sans ôter la connexité. Il existe donc sur une image digitale un nombre d'itérations maximal au delà du quel la transformation est idempotente.

Les squelettes obtenus par amincissement homotopique ont une épaisseur d'un point d'image ; compte tenu de la connexité de chaque squelette, chaque point du squelette possède en générale deux voisins.

2.10. Conclusion

La morphologie mathématique est un outil puissant et simple pour l'analyse et l'interprétation des images, dans la mesure où elle simplifie la forme des objets sans modifier leurs caractéristiques essentielles. Les opérations morphologiques préservent les structures géométriques des objets.

Le principal inconvénient des méthodes morphologiques est la relative complexité de leurs algorithmes. En outre, les opérations morphologiques sont irréversibles. Il n'existe aucun moyen de revenir à l'image initiale.

Le choix de l'élément structurant et l'enchaînement des opérations sont d'une extrême importance. Ils reposent sur le savoir faire de l'expert et dépendent des structures à extraire ou à éliminer de l'image.

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons décrire une nouvelle méthode de détection de niveau d'un liquide dans une éprouvette par l'intermédiaire d'un système de vision qui comprend une caméra et un ordinateur. Cette méthode fait appel à des outils de traitement d'images comme ceux présentés dans le chapitre 2. L'application a été réalisée sous MTLAB 7.8.0.

3.2. Principe de la méthode

La méthode consiste à lire de manière automatique le niveau d'un liquide dans une éprouvette graduée. La première étape consiste à acquérir des images à l'aide d'une caméra ou d'un appareil à photo afin de pouvoir les traiter dans un système numérique, un ordinateur en l'occurrence. Le principe de cette méthode est basé sur la détection du niveau d'un liquide dans l'éprouvette et sur la transformation des chiffres qui graduent cette éprouvette en objets. Pour déterminer la valeur du niveau, il suffit alors de compter le nombre d'objets qu'il y'a au dessus du niveau détecté.

Les étapes de cette méthode sont regroupées dans l'organigramme de la figure (3.1).

3.2.1. Acquisition de l'image

La première étape dans tout traitement d'images consiste à acquérir l'image à traiter à l'aide d'un appareil photo ou d'une camera. Dans notre application l'image de l'éprouvette est acquise par un appareil photo ayant une résolution de 12.1 Méga pixels. La figure (3.2) montre un exemple d'image d'éprouvette remplie d'eau. Cette image nous servira d'exemple pour illustrer toutes les étapes de la méthode que nous proposons. Sur cette image, on distingue clairement le niveau d'un liquide ainsi que les chiffres et les graduations de l'éprouvette. Notons que le niveau du liquide apparaît avec une couleur noir. La lecture (œil humaine) nous donne un niveau égal à 2.80.

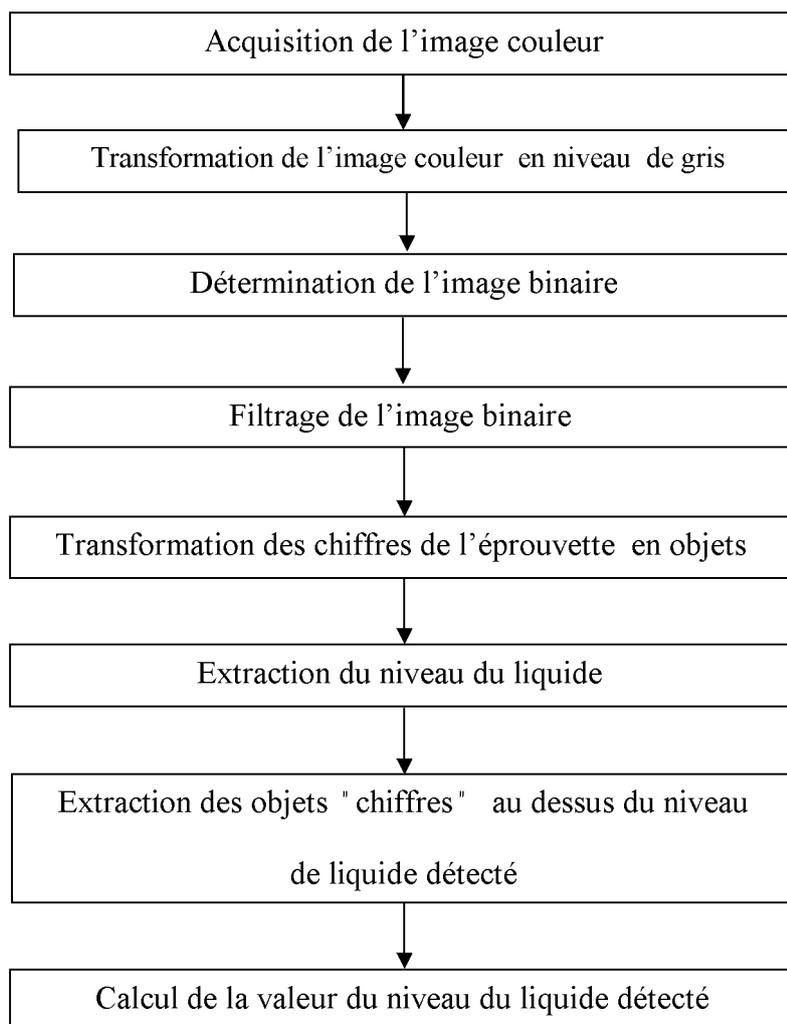


Fig. 3.1 Etapes de la méthode

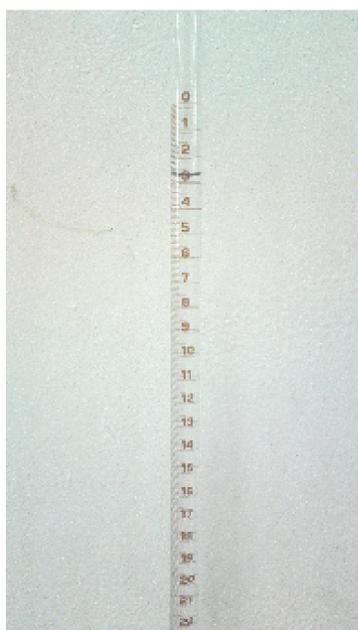


Fig. 3.2 Image couleur.

3.2.2. Image en niveau de gris

L'image couleur obtenue après acquisition contient un nombre très élevé d'informations. A fin de réduire la quantité d'informations et faciliter les traitements, il est nécessaire de convertir l'image couleur en une image en niveaux de gris. Dans ce cas, nous avons utilisé la formule suivante $y = 0.3R + 0.59G + 0.11B$ où R, G et B représentent les composantes couleur rouge, vert et bleu de chaque pixel de l'image. Y étant la luminance ou niveau de gris du pixel correspondant. L'image en niveaux de gris de l'image couleur de la figure (3.2) est représentée dans la figure (3.3). Cette image de taille (4000x2250) est codée sur 8 bits et contient donc 256 niveaux de gris.

L'image en niveau de gris laisse apparaitre le niveau du liquide, les chiffres ainsi que les graduations de l'éprouvette avec une couleur noir, alors que le fond ainsi que le verre de l'éprouvette apparaissent avec une couleur grise proche du blanc. L'histogramme de cette image montre la présence d'un grand pic autour de 200 qui correspond au nombre élevé des pixels du fond et un très faible pic correspondant aux pixels noir.

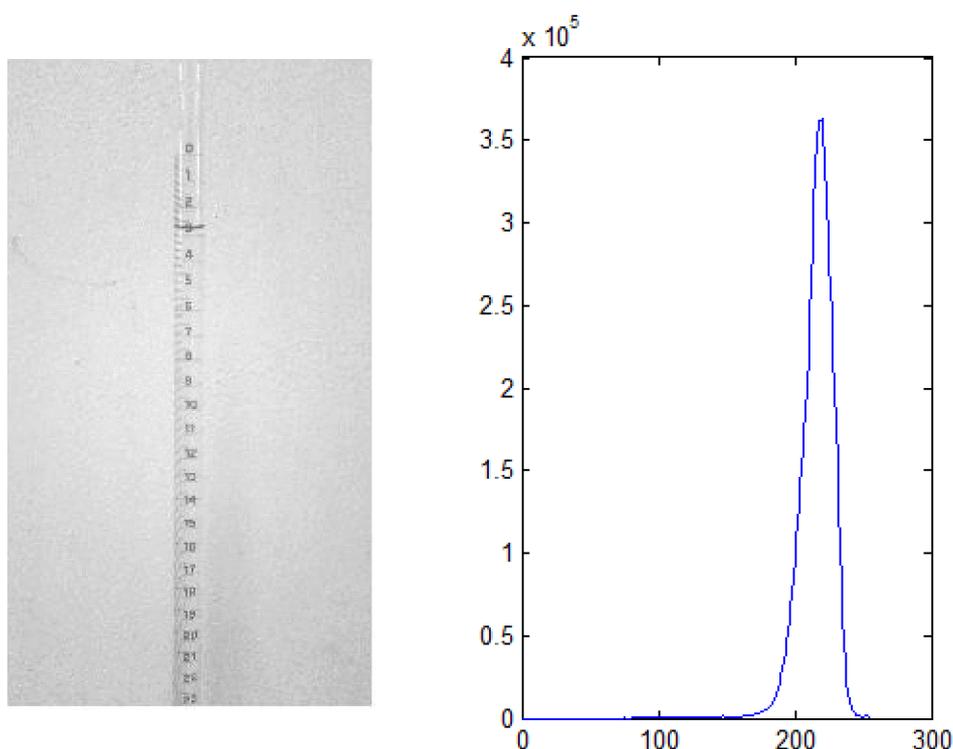


Fig. 3.3 Image en niveaux de gris et son histogramme.

La binarisation de l'image en niveau de gris donne des objets (niveau du liquide et chiffres de l'éprouvette) noir sur un fond blanc. Habituellement, les objets sont en blanc et le fond en noir. Pour obtenir une telle image, on peut déterminer le négatif de l'image originale en inversant les valeurs des niveaux de gris comme suit :

$$I_n = 255 - I$$

I_n : Image négative.

I : Image en niveau de gris.

La figure (3.4) montre l'image négative de l'image de la figure (3.3) ainsi que son histogramme.

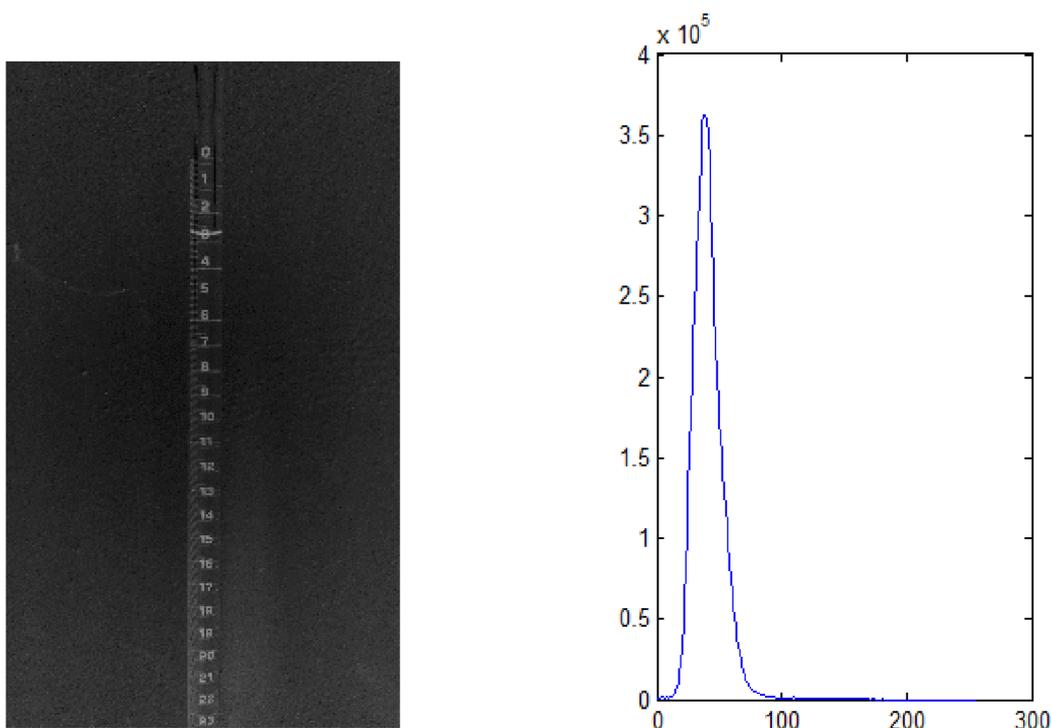


Fig. 3.4 Image négative et son histogramme.

3.2.3. Image binaire

Pour détecter les chiffres et le niveau du liquide de l'éprouvette, il est nécessaire de convertir l'image en niveau de gris en une image binaire. Pour cela, nous avons procédé au seuillage de l'image avec une valeur de seuil s égale à 120 :

$$I_b = \begin{cases} 255 & \text{si } I_n \geq s = 120 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

I_b est l'image binaire.

Ce seuil est fixé manuellement. Sa valeur a été déterminée après plusieurs tests impliquant plusieurs images. Sur l'image binaire, on distingue globalement ou partiellement les chiffres, le niveau du liquide ainsi que quelques points éparpillés que nous assimilons à du bruit ou à des parasites. Notons que lors du seuillage les graduations peuvent disparaître. Cela ne constitue pas un problème puisque ces graduations ne représentent pas une information pertinente pour notre application.

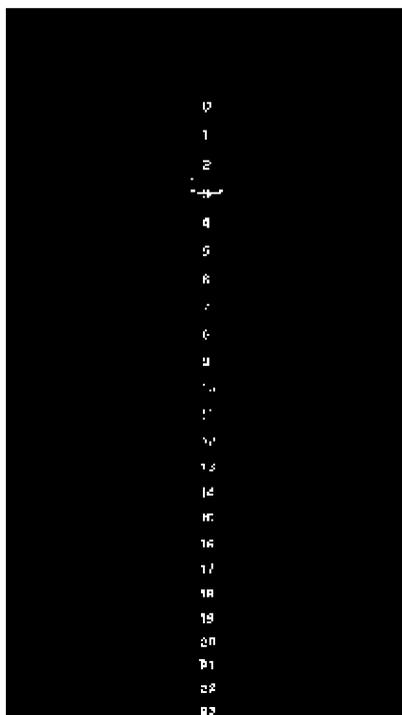


Fig. 3.5 Image binaire.

3.2.4. Filtrage de l'image binaire

Pour éliminer le bruit apparu dans l'image binarisée et de garder que les informations utiles à la lecture du niveau du liquide (niveau du liquide et chiffre). Nous avons utilisé les outils de la morphologie mathématique (chapitre 2) qui consiste à appliquer une succession d'ouverture et d'une fermeture avec un même élément structurant ayant la forme d'un disque de taille (5x5).

		1		
	1	1	1	
1	1	1	1	1
	1	1	1	
		1		

Élément structurant disque (5X5)

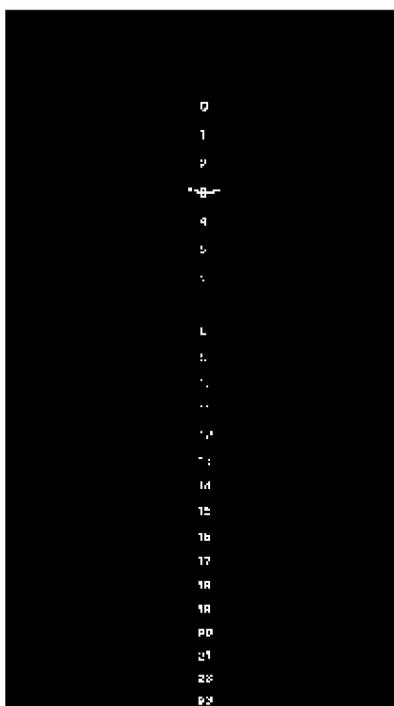


Fig. 3.6 Image filtrée.

Notons que cette opération peut également supprimer les graduations de l'éprouvette qui subsistent après seuillage.

3.2.5. Transformation des chiffres en objets

Rappelons que l'idée de base pour lire le niveau du liquide dans l'éprouvette consiste à compter le nombre de chiffres qu'il y'a au dessus du niveau. Pour effectuer ce comptage, il est alors nécessaire de transformer les chiffres en zones compactes et que nous appellerons "objets". Cette transformation est basée sur la dilatation avec un élément structurant de la forme d'un disque et de taille (20x20). L'image dilatée est afficher sur la figure (3.7).

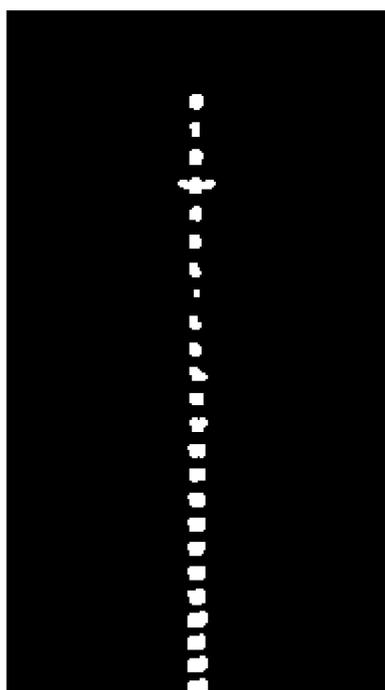


Fig. 3.7 Image des objets " chiffres " et " niveau " .

Le résultat de cette opération laisse apparaître des objets (zones blanches compactes) correspondant chacun à un chiffre. On peut également distinguer le niveau du liquide, mais rattaché à un chiffre.

3.2.6. Extraction du niveau du liquide

Pour extraire juste le niveau du liquide, il est nécessaire de supprimer tous les objets correspondant aux chiffres et ne garder que les objets correspondant au niveau. Pour cela, nous devons, en premier lieu, isoler l'objet correspondant au niveau avec celui du chiffre auquel, il est rattaché. Cette opération peut être réalisée en effectuant un amincissement des

objets par l'application d'une succession d'ouverture, avec un même élément structurant ayant la forme d'un disque et de taille (20x20). La figure (3.8) montre le résultat de cette opération sur l'image de la figure (3.7).

Les objets correspondant aux chiffres sont devenus des zones blanches très petites (quelques pixels) alors que la zone correspondant au niveau du liquide est représentée par un objet rectiligne contenant un nombre de pixels supérieur à celui des objets correspondant aux chiffres. L'extraction du niveau du liquide peut être facilement obtenue en éliminant les objets contenant peu de pixels (fig. 3.9).

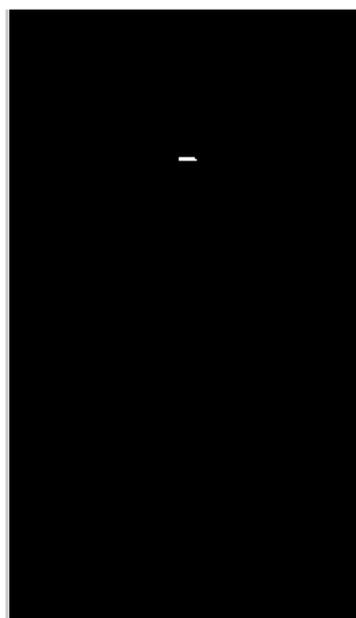
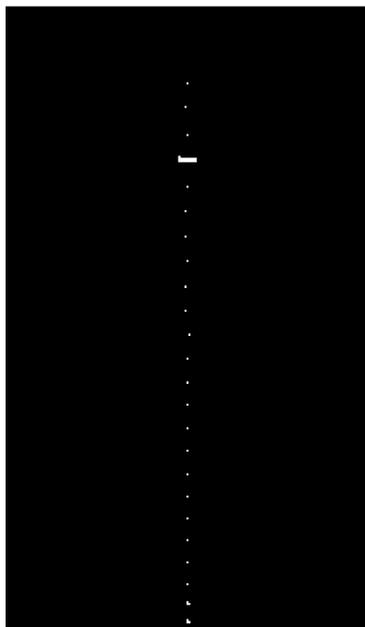


Fig. 3.8 Image des objets amincis. **Fig. 3.9** Image du niveau du liquide détecté.

3.2.7. Extraction des objets au dessus du niveau du liquide détecté

Afin de compter le nombre d'objets au dessus du niveau du liquide détecté, il est nécessaire de supprimer les objets au dessous du niveau et l'objet correspondant au niveau lui-même. Pour cela, nous avons dilaté l'image contenant que l'objet "niveau" de la figure (3.9) en utilisant "6" dilatations successives avec un élément structurant de la forme "carré" de taille (12x12).

L'image obtenue (fig.3.10) est ensuite inversée (fig.3.11) puis multipliée avec l'image de la figure (3.8) afin d'éliminer l'objet "niveau" et ne laisser que les objets correspondant aux chiffres (3.12)

			1			
			⋮			
			1			
1	-----	1	1	1	-----	1
			⋮			
			1			

Élément structurant carré (12X12).

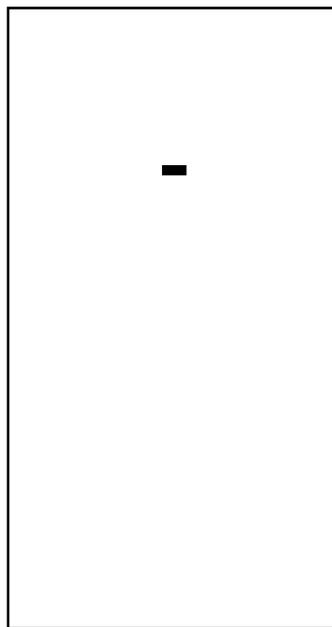
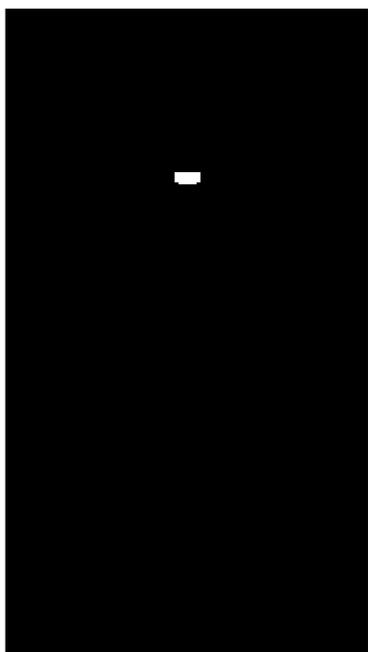


Fig.3.10 Image du niveau du liquide dilaté. **Fig. 3.11** Image inverse du niveau du liquide.

Pour supprimer les objets situés au dessous du niveau, on a multiplié cette dernière image avec une image "masque" générée en mettant en blanc toutes les lignes au dessus du niveau du liquide détecté, et en noir toutes les lignes au dessous de ce niveau (fig3. 13).

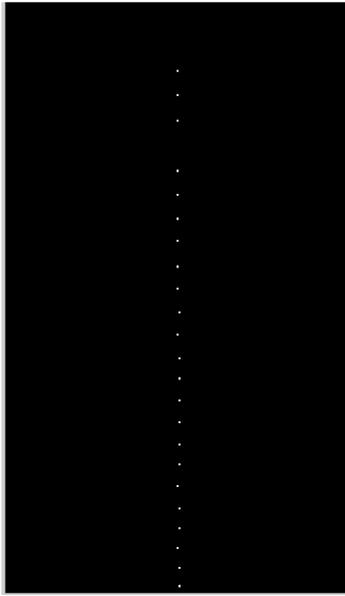


Fig. 3.12 Image d'objets correspondant aux chiffres.



Fig. 3.13 Image " masque " .

Le résultat de cette opération figure (3.14) fait apparaître que les objets correspondant aux chiffres au dessus du niveau du liquide détecté.

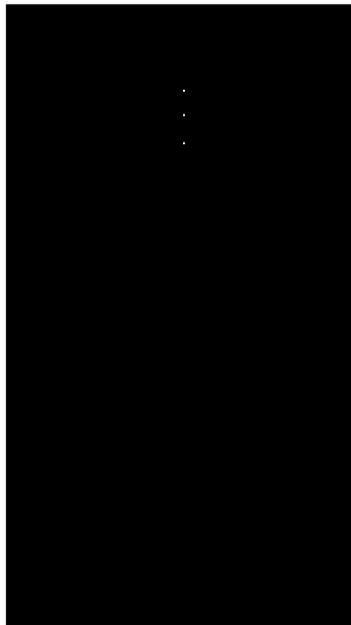


Fig.3.14 Image des objets " chiffres " au dessus du niveau détecté.

3.2.8. Calcul de la valeur du niveau du liquide détecté

Le comptage du nombre d'objets de l'image précédente nous fournit le chiffre (avant la virgule N_1) le niveau du liquide dans l'éprouvette :

$$\text{Niveau} = N_1 - 1$$

N_1 : étant le nombre d'objets.

Ce comptage est obtenu en effectuant une analyse en composantes connexes (voir annexe), qui consiste à étiqueter tous les pixels connexes d'un même numéro qui correspond au numéro de l'objet.

L'image de la figure (3.14) contient 3 objets ce qui correspond au niveau $2 = N_1 - 1$

avec $N_1 = 3$. Cependant le niveau exact est de 2.85.

Pour déterminer les chiffres dizaines ou les chiffres après la virgule, nous avons effectué une règle de 3.

➤ Calcul des dixièmes du niveau détecté

Pour calculer le niveau exact nous avons procédé de la manière suivante :

Pour déterminer les 2 chiffres après la virgule ou les dixièmes du niveau exact du liquide dans l'éprouvette, nous avons calculé la distance entre deux chiffres en pixels (centres de gravité des deux objets correspondant aux deux premiers chiffres), soit "d" cette distance (fig.3.15) et la distance en pixels entre le niveau du liquide détecté (centre de gravité de l'objet "niveau" et l'objet correspondant au dernier objet détecté) (voir fig.3.15). Soit d_r cette distance.

Les dixièmes ou les chiffres après la virgule du niveau exact du liquide détecté est alors égal à :

$$x = d/d_r$$

Notons que seuls les coordonnées des centres de gravité selon l'axe y des différents objets sont utilisés pour calculer d et d_r :

$$d = |y_2 - y_1|$$

$$dr = |y_f - y_n|$$

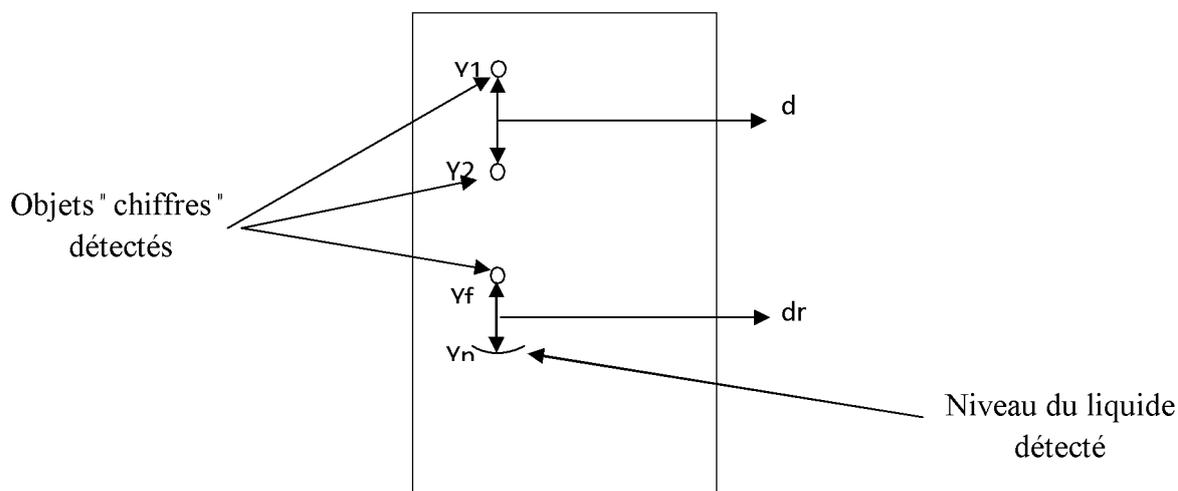


Fig.3.15 Illustration du calcul des dizaines du niveau du liquide détecté.

Le niveau exact est ainsi déterminé par la formule suivante :

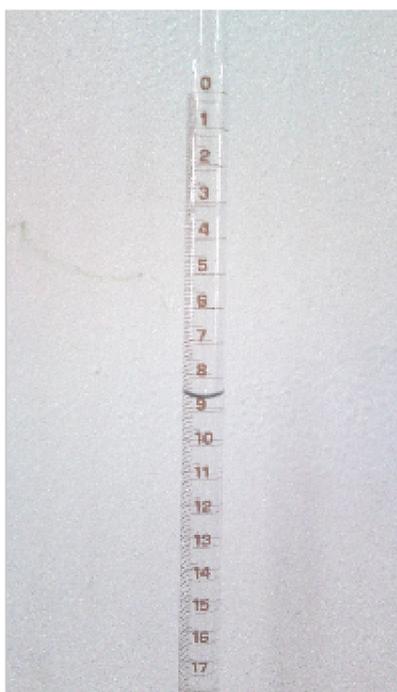
$$\text{niveau exact} = (N1 - 1) + x$$

Avec $N1$: Nombre d'objets détecté au dessus du niveau du liquide détecté.

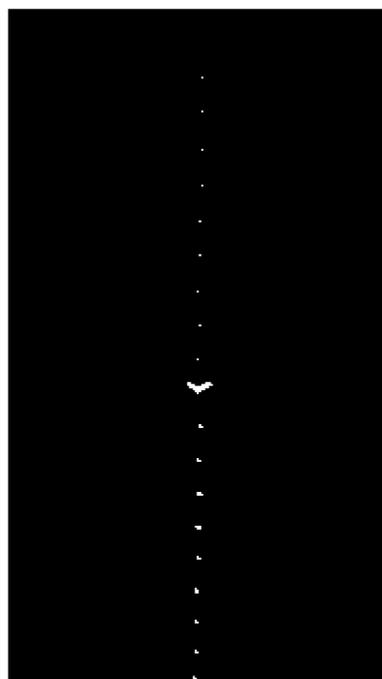
Les dixièmes ou les chiffres après la virgule du niveau exact du liquide détecté est alors égale à 94.

D'autres résultats obtenus par la méthode proposée pour la lecture du niveau d'un liquide basée sur les outils de traitement d'images sont donnés sur les figures (3.16) et (3.17).

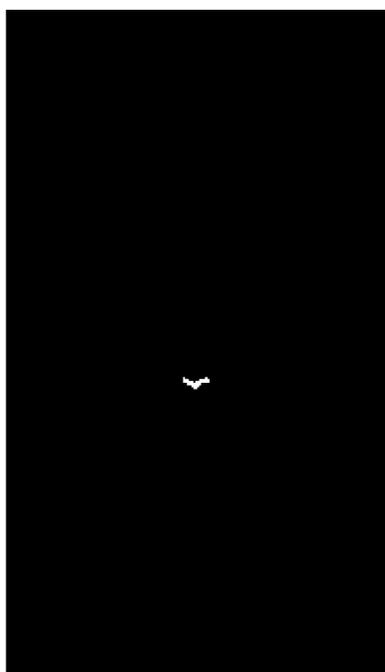
Sur la première image (fig.3.16.a), le niveau lu est de 8.4. Le niveau détecté par notre méthode est égale à 8.35. Sur la deuxième image (fig.3.17.a), le niveau détecté par notre méthode est de 13.5, il reste proche du niveau réel lu qui est de 13.49.



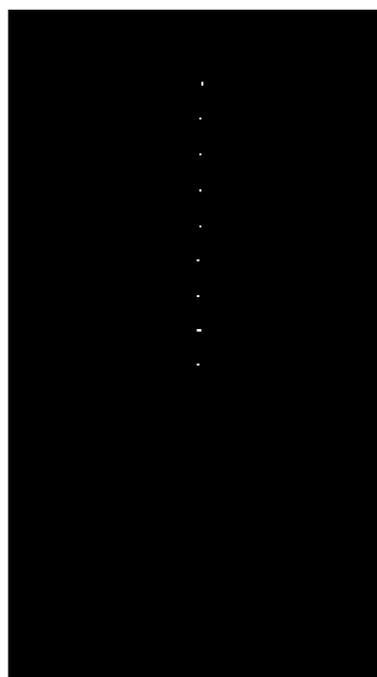
(a)



(b)

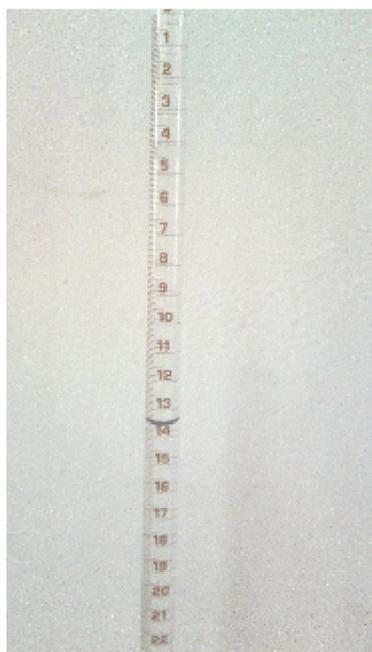


(c)

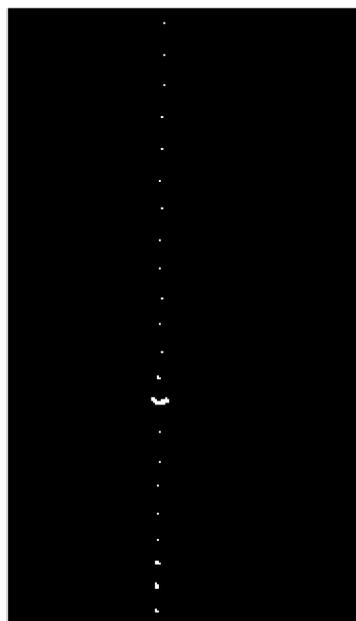


(d)

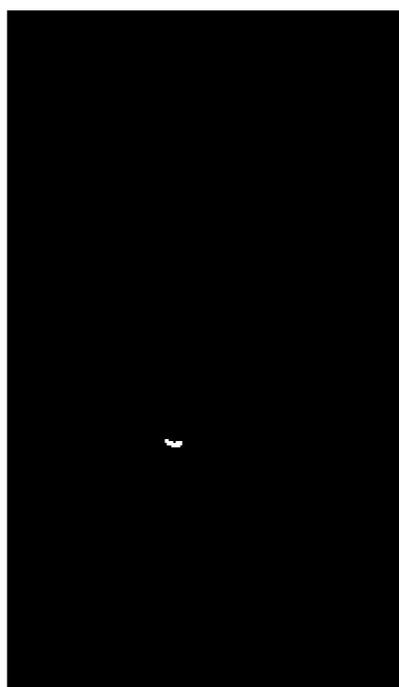
Fig.3.16 Image couleur (a), Objets " chiffres " et " niveau " détectés (b), Niveau détecté(c), Objets détectés au dessus du niveau(d).



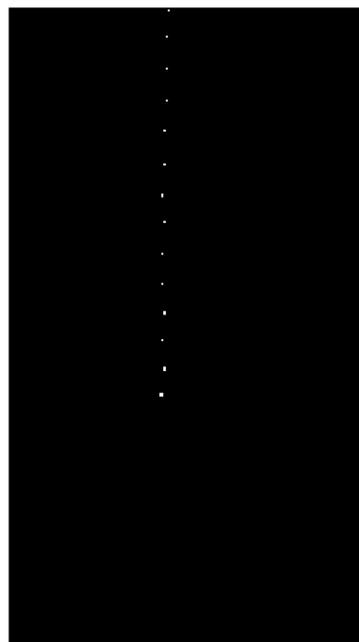
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig.3.17 Image couleur (a), Objets " chiffres " et " niveau " détectés (b), Niveau détecté (c), Objets détectés au dessus du niveau (d).

3.3. Conclusion

Nous avons décrit en détail dans ce chapitre une méthode de détection du niveau d'un liquide (eau) dans une éprouvette.

Cette méthode fait appel à des techniques de traitement d'images issues de la morphologie mathématique. Les tests menés sur divers images montrent l'efficacité de la méthode vue la valeur du niveau détecté est proche du niveau réel (lu).

Nous avons présenté dans ce mémoire une méthode de lecture du niveau d'un liquide dans une éprouvette en verre via un système de vision. Cette méthode utilise principalement des techniques de traitement d'images issues de la morphologie mathématique.

L'idée principale de cette méthode est basée sur la détection du niveau du liquide dans l'éprouvette et le comptage du nombre de chiffres situés au dessus du niveau détecté. Cette méthode a l'avantage d'éviter des procédures de reconnaissance des chiffres qui peuvent être complexes.

Testée sur des images réelles, cette méthode a permis de détecter et de lire les niveaux des liquides dans une éprouvette avec une erreur de 0.5%.

Cette approche prouve l'utilité et la puissance des outils de morphologie mathématique.

Comme perspectives, nous préconisons d'affiner les résultats, d'accélérer les calculs et valider cette approche sur d'autres éprouvettes en verre ou en plastique de (tailles et couleurs différentes) contenant d'autres liquides et ayant des graduations différentes (taille et couleur des chiffres).



1. Rappels sur les notions d'ensembles

Les ensembles seront notés par A, B, \dots et les éléments qu'ils comprennent par a, b, \dots .

➤ Egalité d'ensembles

Deux ensembles sont égaux s'ils sont formés des mêmes éléments $X = Y \Leftrightarrow (p \in X \Rightarrow p \in Y \text{ et } p \in Y \Rightarrow p \in X)$. L'égalité entre les ensembles est réflexive, symétrique, transitive. L'ensemble vide sera noté \emptyset .

➤ Inclusion

X est un sous ensemble de Y (X inclus dans Y) si tous les éléments de X , appartiennent à Y : $X \subseteq Y \Leftrightarrow (p \in X \Rightarrow p \in Y)$. L'inclusion est réflexive, antisymétrique et transitive.

➤ Intersection

L'intersection de deux ensembles X et Y est l'ensemble des éléments qui appartiennent aux deux : $X \cap Y = \{p \text{ tel que } p \in X \text{ et } p \in Y\}$. L'intersection est commutative, associative et idempotente. ce dernier terme traduit $X \cap X = X$.

➤ Union

La réunion de deux ensembles est constituée des éléments appartenant à l'un ou à l'autre $X \cup Y = \{p \text{ tels que } p \in X \text{ ou } p \in Y\}$. la réunion d'ensembles est commutative, associative et idempotente. Contrairement à l'intersection, la réunion de deux ensembles dont l'un n'est pas vide, n'est jamais vide.

➤ Différence

Etant donnés X et Y , la différence de X par Y , notée $X - Y$ ou $X \setminus Y$ est l'ensemble des éléments de X qui n'appartiennent pas à Y : $X - Y = \{p/p \in X \text{ et } p \notin Y\}$. la différence n'est pas commutative, et ne possède pas de bonnes propriétés.

➤ Complémentaire

Soit un sous ensemble X dans un ensemble E , servant de référentiel, le complémentaire de X dans E est le sous ensemble noté X^c , fourni par : $X^c = \{ p \text{ tels que } p \in E \text{ et } p \notin X \}$.

2. Analyse en composantes connexes

La notion de « composantes connexes » représente l'ensemble de points connexes qui composent une image binaire. L'étiquetage des composantes connexes consiste à attribuer un label, étiquette ou numéro différent pour chaque composante connexe et identique pour tous les pixels d'une même composante. Il existe de nombreuses méthodes réalisant cette fonction. Nous présentons les figures illustrant les deux cas les plus couramment choisis :

- Un voisinage de « 4-connexité » : le pixel (centré et entouré dans la figure) n'a que quatre pixels voisins.
- Un voisinage de « 8-connexité » : le pixel (au centre et entouré) a huit pixels voisins.

Exemple de composantes connexes

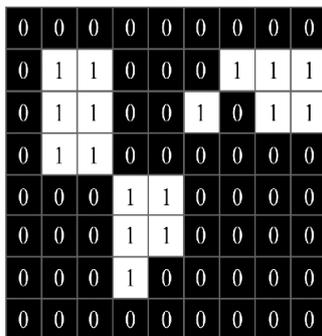
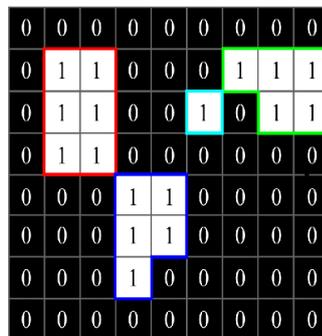
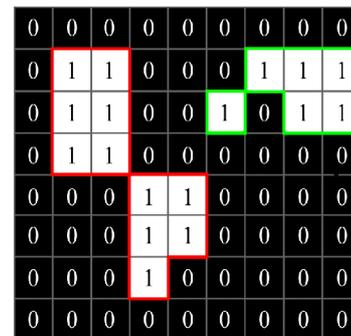


Image binaire



Composantes 4-connexes

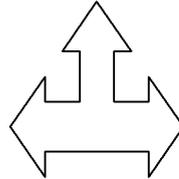


Composantes 8-connexes

➤ Etiquetage de composantes connexes

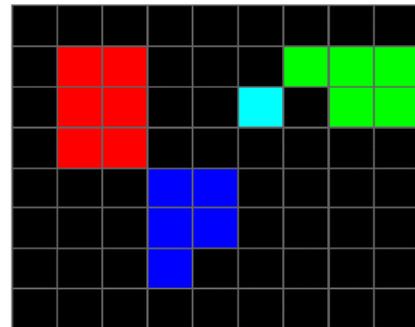
Chaque composante connexe est identifiée de manière unique par une étiquette (label)

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	1	1	1
0	1	1	0	0	1	0	1	1
0	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0



0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	0	0	0	2	2	2
0	1	1	0	0	3	0	2	2
0	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	4	4	0	0	0	0
0	0	0	4	4	0	0	0	0
0	0	0	4	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Etiquettes numériques (entiers)



Etiquettes en couleur

BIBLIOGRAPHIE

- [1] : ENDRE MIGEON « Applications industrielles des capteurs : secteur médical, chimie et plasturgie » ; HERMES science Lavoisier 2009.
- [2] : M^{er} RADU HOURAUD « La vision artificielle » ; " laboratoire d'informatique fondamentale et d'intelligence artificielle" volume 4, n° 3 - 1987.
- [3] : M^{er} SALEM NIZAR et M^{er} BEN AICHA ANIS « conception et réalisation d'un outil d'inspection optique complément test » ; université de SOUSSE 2009.
- [4] : M. COSTER-J, L. CHEMANT « Précis d'analyse d'image »; édition : presse du CNRS ,1989.
- [5] : M^r IRMOULI FARID, M^{elle} HADADI OUIZA, M^{elle} KESSAL FARIDA « Filtrage d'images par morphologie mathématique »; mémoire d'ingénieur, U.M.M.T.O 2001.
- [6] : M VAN DROOGENBROECK « Traitement d'images numériques au moyen d'algorithme utilisant la morphologie mathématique et la notion d'objet : application codage »; thèse de doctorat en sciences appliquées, Université Catholique de Louvain. Mai 1994.
- [7] : M^{elle} ISABELLE BLOCH « Morphologie mathématique » 1989.
- [8] : J.P COCQUEREZ et S. PHILIPP « Analyse d'image : filtrage et segmentation » ; Ouvrage collectif coordonnées (édition MASSON).
- [9] L. CUVILLON, « Compensation du battement cardiaque en chirurgie robotisée: Asservissement visuel d'un robot médical avec flexibilité », Thèse de doctorat, l'Université Louis Pasteur Strasbourg I, décembre 2006.
- [10] : LUC BRUN (d'après le cours de M. Coster), « morphologie mathématique érosion et dilatation ».
- [11] : M^{er} GEORGE MATHERON « éléments pour une théorie des milieux poreux » ; Masson, paris, 1967.
- [12] : C. DUROSIER ET C. BOUDRY « Morphologie mathématique fonctionnelle » URFIST de Paris, Ecole des Chartes, 4 février 2005.
- [13] : « morphologie mathématique appliquée » thèse d'ingénieur, 1994.

Résumé

Le travail réalisé, a pour objectif d'introduire une méthode qui permet de déterminer la valeur du niveau d'un liquide dans une éprouvette graduée. Nous avons commencé par acquérir des images par l'intermédiaire d'un appareil photo. La deuxième étape consiste à effectuer des traitements sur les images acquises et ceux on se basant sur la morphologie mathématique. En fin la valeur du niveau est obtenue on effectuant une opération mathématique.