



HAL
open science

Méthode d'analyse d'image pour la reconnaissance d'objets elliptiques se superposant : application à des images d'écoulement diphasique.

M. de Langlard, F. Lamadie, S. Charton, J. Debayle

► To cite this version:

M. de Langlard, F. Lamadie, S. Charton, J. Debayle. Méthode d'analyse d'image pour la reconnaissance d'objets elliptiques se superposant : application à des images d'écoulement diphasique.. CFTL 2016 - Congrès Francophone de Techniques Laser 2016, Sep 2016, Toulouse, France. cea-02438728

HAL Id: cea-02438728

<https://cea.hal.science/cea-02438728>

Submitted on 28 Feb 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Méthode d'analyse d'image pour la reconnaissance d'objets elliptiques se superposant : application à des images d'écoulement diphasique.

Mathieu de Langlard^{1,2}, Fabrice Lamadie¹, Sophie Charton¹, Johan Debayle²

¹CEA, DEN, DTEC, SCGS, F-30207 Bagnols-sur-Cèze, France

²Ecole Nationale Supérieure des Mines, SPIN/LGF UMR CNRS 5307,
158 cours Fauriel, Saint-Etienne, France

Auteur correspondant : fabrice.lamadie@cea.fr

La grande majorité des procédés mis en œuvre lors du retraitement-recyclage du combustible nucléaire irradié met en jeu des écoulements poly-phasiques (dissolution, extraction liquide-liquide, lixiviation, précipitation, etc.). Dans toutes ces applications, il est fondamental de bien caractériser la phase dispersée: distribution de taille et de forme, concentration, etc. L'acquisition et le traitement d'images est un des moyens de choix pour réaliser cette caractérisation dans ces opérations unitaires. Les méthodes classiques de traitement d'images appliquées à cette fin font l'objet d'une littérature importante dans le cas d'une faible concentration de particules [1]. Cependant, pour un taux de rétention plus fort, les images acquises comportent un nombre important d'amas de particules superposées, conséquence directe du caractère 2-D des images [2]. Il devient alors complexe d'individualiser les particules et donc de caractériser précisément la phase dispersée. L'objectif de ce papier est de développer et d'évaluer une méthode de reconnaissance d'objets de forme elliptique sur des images 2-D. Elle est basée sur quatre principales étapes : la binarisation de l'image étudiée, la détection des segments de contours, la combinaison des segments et la décomposition des groupes d'objets de grande taille. La performance de la méthode a été évaluée à la fois sur des images synthétiques et des images réelles.

1 Introduction

Les écoulements diphasiques sont rencontrés dans beaucoup de procédés industriels : absorption de gaz, extraction liquide-liquide, procédés pétroliers, cristallisation, etc. L'efficacité du procédé et la qualité du produit sont fortement dépendant des propriétés du système de particules c'est-à-dire des bulles, gouttelettes ou cristaux. Il est essentiel d'avoir accès à des caractéristiques de la phase dispersée telles que la taille, la forme, la composition ou encore la vitesse relative de la population de particules. C'est pourquoi, beaucoup de recherches ont été effectuées sur le développement et l'amélioration des technologies de mesure de ces propriétés. Parmi elles, les méthodes optiques sont particulièrement intéressantes.

Les méthodes de visualisation directes sont parmi les techniques les plus utilisées pour caractériser la phase dispersée dans des réacteurs multiphasiques [3]. Ce type de techniques repose sur l'association de trois composants : une source de lumière, un système d'acquisition (un capteur associé à un objectif) et une méthode de traitement d'image. Les techniques de visualisation directes peuvent être non intrusives, si les parois du réacteur permettent la transmission de la lumière en évitant des déformations optiques trop importantes, ou intrusives, lorsque le capteur est intégré dans une sonde plongée dans l'écoulement. La visualisation non intrusive sera préférée dans cette étude car elle permet de ne pas perturber le procédé étudié.

L'analyse d'images est devenue un outil puissant pour la caractérisation de populations d'objets. Bien que l'acquisition des images soit assez simple, le traitement des images obtenues, et en particulier la reconnaissance d'objets, peut s'avérer plus complexe. Depuis la transformée de Hough [4] développée initialement pour la détection de lignes, de nombreuses études se sont orientées sur la détection de population d'objets de forme variée ([5], [6]). Cependant, lorsque les objets se superposent dans l'image, des méthodes spécifiques sont nécessaires. Dans [7], une méthode paramétrique est proposée pour la détection de particules de forme rectangulaires (cristaux d'oxalate d'ammonium) : des combinaisons de sommets liées à certaines contraintes sont effectuées et permettent d'extraire les cristaux au sein d'un groupe d'objets se chevauchant. Les auteurs dans [1] ont proposé une méthode, basée sur une généralisation de la transformée de Hough, pour obtenir la distribution de taille d'un ensemble de gouttelettes de forme circulaire. Un

algorithme plus perfectionné a été proposé dans [8] pour la détection d'objets de forme elliptique sur des images où la population de particules est dense. L'approche est similaire à celle proposée dans cet article : les contours des amas d'objets sont tout d'abord détectés, les points des contours qui représentent les points de connexion (appelés *points de concavité* ici) entre les ellipses se superposant sont identifiés, les sections de contours (appelées aussi *segments de contour*) délimitées par deux points de concavité et appartenant au même objet sont regroupées et, enfin, une ellipse est construite sur chaque combinaison de segments de contour. Cependant, la méthode utilisée dans [8] pour regrouper les segments de contour n'est pas robuste vis-à-vis des différentes configurations spatiales des groupes d'objets (notamment pour les groupes d'objets de taille importante), et mène souvent à de mauvaises détections. Une amélioration possible, proposée dans [9], est de combiner les segments de contour selon un critère de distance moyenne entre l'ellipse adaptée et le groupe de segments correspondants. En considérant ainsi deux contraintes supplémentaires à ce critère de distance, les combinaisons non fiables de segments sont rejetées. Cette technique s'avère être plus efficace que celles présentées dans [8] et [10] pour l'individualisation d'objets elliptiques au sein d'un même amas. L'inconvénient majeur de cet algorithme est néanmoins son temps de calcul.

Le but de l'étude présentée est de développer une méthode de traitement d'images robuste d'individualisation d'objets de forme elliptique pour des images d'écoulement diphasique comme illustré sur la Figure 1. Cet algorithme fournit une méthode robuste pour la détection d'objets elliptiques quelle que soit la taille des amas considérés.

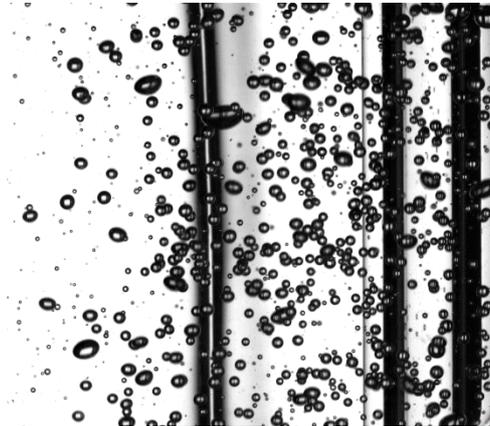


Figure 1 : Image d'un écoulement gaz-liquide dense acquise par « ombroscopie ».

L'article est organisé de la façon suivante. La section 2 présente brièvement la technique d'acquisition d'images par « ombroscopie », ainsi que le dispositif expérimental utilisé. La section 3 décrit la méthode d'analyse d'images proposée qui est basée sur les quatre étapes suivantes : une procédure de prétraitement de l'image, la détection des segments de contours, la combinaison des segments de contours, et, enfin, une méthode de décomposition des groupes d'objets de taille importante. Son évaluation, aussi bien sur des images de synthèse que sur des images réelles, est proposée en section 4. Enfin, une conclusion et quelques perspectives sont présentées en dernière section.

2 Acquisition des images

Les images de l'écoulement diphasique ont été collectées avec un dispositif de type « ombroscopie » (Figure 2).

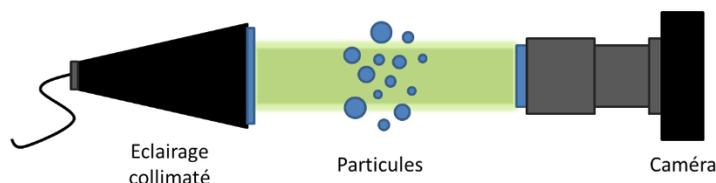


Figure 2 : Illustration d'un montage de type « ombroscopique » pour l'acquisition d'images de l'écoulement diphasique.

Cette technique d'acquisition d'images nécessite un éclairage et un capteur associé à un objectif, entre lesquels est interposé le réacteur, ou la cuve, au sein duquel on souhaite caractériser la phase dispersée. Dans le cas présent, l'éclairage utilisé est un panneau de diodes électroluminescentes de grande homogénéité spatiale. Les images ont été réalisées avec un capteur CMOS de haute résolution (1,1Mpix, 12 bits) associé un objectif de focale $f = 100mm$.

3 Méthode d'analyse d'images proposée

3.1 Prétraitement de l'image

La procédure de prétraitement a pour objectif de binariser l'image originale. Elle consiste principalement en quatre étapes : i) une soustraction de l'image moyenne (moyenne d'une série de n images prises à des instants différents) à l'image originale afin d'obtenir un fond homogène, ii) une amélioration du contraste par application d'un filtre morphologique de type top-hat et bottom-hat [11], et iv) un seuillage automatique local. Des opérations de morphologie mathématique sont utilisées pour enlever les très petits objets (considérés comme du bruit) et remplir les trous. La Figure 3 illustre le résultat de la procédure de prétraitement sur l'image de la Figure 3.

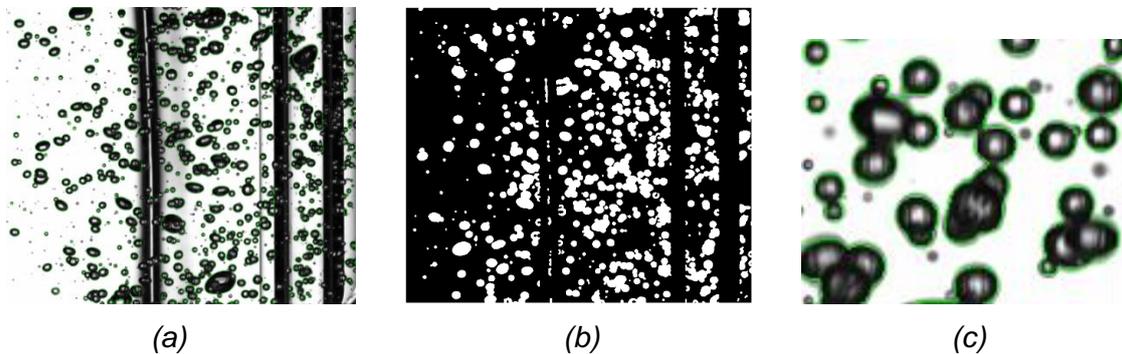


Figure 3 : Procédure de prétraitement: (a) image originale sur laquelle les contours (en vert) ont été superposés ; (b) image binarisée; (c) section zoomée de l'image (a).

3.2 Détection des segments de contour

La détection des segments de contour est effectuée grâce à la détection de points appelés « points de connexion » ([8]). Ces points correspondent aux lieux de contour où la fonction de courbure de la frontière admet des minima locaux. Les points de connexion peuvent alors être interprétés comme des points de concavité. L'algorithme utilisé pour détecter ces points utilise cette notion de convexité liée à la frontière des objets.

Les grandes étapes de la méthode de détection de ces points de concavité sont les suivantes ([12]) : une ligne d'une longueur fixée (en rouge sur la Figure 4) et qui est définie par deux points du contour se déplace le long de la frontière (déplacement dans le sens horaire représenté par les segments vert sur la Figure 4). Si cette ligne est totalement incluse dans le groupe d'objets, alors la convexité du contour est assurée. Sinon, il existe au minimum un point de concavité sur la section de contour délimitée par cette ligne. La procédure est répétée jusqu'à ce que toute la frontière ait été visitée par la ligne. Il est à noter que la longueur de la ligne doit être choisie minutieusement pour éviter de manquer des détections de points de concavité (Figure 4 (b)).

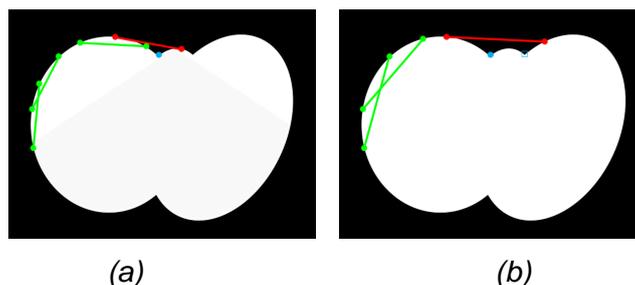


Figure 4 : Illustration de la méthode de détection de points de concavité : (a) détection correcte d'un point de concavité (point bleu) ; (b) un point de concavité est manqué (carré bleu).

Les sections de contours entre deux points de concavité correspondent aux segments de contours. Chaque segment de contour appartient à un objet, et un objet peut posséder plusieurs segments de contours. En conséquence, il est fondamental d'associer les segments de contours qui appartiennent au même objet elliptique. Une technique de combinaison de segments est proposée pour pourvoir par la suite ajuster correctement une ellipse sur chaque combinaison construite.

3.3 Combinaison des segments

Plusieurs méthodes de combinaison de segments ont été proposées dans la littérature ([8], [9] et [10]). Elles manquent souvent de robustesse dans le cas d'amas de taille importante et/ou amènent à des temps de calcul élevés. La méthode de combinaison de segments de contour proposée dans cet article permet de corriger ces deux problèmes.

3.3.1 Notation et formulation du problème

Le principe de la méthode repose sur la construction du nombre minimum de combinaisons de segments appartenant au même groupe d'objets. Chaque combinaison de segments définit une ellipse potentielle, et la moyenne des distances de chaque ellipse aux segments de contour correspondant respecte un seuil défini par l'utilisateur. Ce problème peut être formulé de la façon suivante :

$$\begin{cases} \min_{n,x',y'} n & \text{tel que:} \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{N^i} \sum_{j=1}^{N^i} \sqrt{(x_{i,j} - x'_{i,j})^2 + (y_{i,j} - y'_{i,j})^2} \leq e_{max} \end{cases} \quad (1)$$

avec :

- n : le nombre total de combinaisons dans le groupe d'objets considéré.
- N^i : nombre de pixels de la i -ème combinaison de segments.
- $(x_{i,j}, y_{i,j})$: coordonnées du pixel j appartenant à la i -ème combinaison de segments.
- $(x'_{i,j}, y'_{i,j})$: coordonnées du point j correspondant à l'ellipse adaptée à la i -ème combinaison de segments. Ce point est défini comme l'intersection entre l'ellipse adaptée et la ligne passant par le centre de l'ellipse et le point $(x_{i,j}, y_{i,j})$.
- e_{max} : un paramètre, appelé l'écart toléré maximal, fixé par l'utilisateur.

Ainsi, le terme $ADD_i = \frac{1}{N^i} \sum_{j=1}^{N^i} \sqrt{(x_{i,j} - x'_{i,j})^2 + (y_{i,j} - y'_{i,j})^2} \leq e_{max}$ correspond à la distance entre l'ellipse adaptée et la i -ème combinaison de segments. Les différentes notations sont explicitées sur la Figure 5.

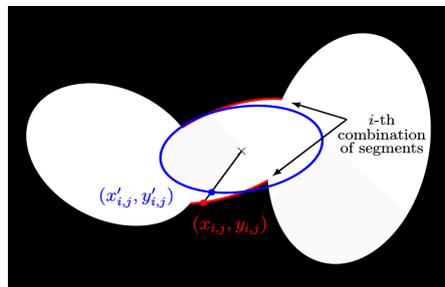


Figure 5 : Représentation d'une i -ème combinaison de segments (en rouge) et de l'ellipse adaptée correspondante (en bleu). La distance euclidienne entre chaque pixel j de coordonnées $(x_{i,j}, y_{i,j})$ de ces segments et le point associé $(x'_{i,j}, y'_{i,j})$ de l'ellipse est calculée.

3.3.2 Ajustement des ellipses

L'estimation des paramètres de l'ellipse ajustée aux contours de segments est effectuée avec l'algorithme développé par Fitzgibbon dans [13]. C'est une méthode de type moindres carrés

linéaires qui offre un bon compromis entre précision, vitesse et simplicité d'implémentation. Cet algorithme est également robuste au bruit présent dans l'image.

3.3.3 Description de l'algorithme

Tout d'abord, toutes les combinaisons d'ellipses qui satisfont la contrainte sur le terme ADD sont recherchées. La solution retenue est celle possédant le nombre minimal d'ellipses. Il est à noter que l'équation n'admet pas nécessairement une solution unique : un même nombre d'ellipses peuvent provenir de combinaisons différentes sans pour autant violer la contrainte. C'est pourquoi, lorsque plusieurs solutions sont possibles, celle qui présente la moyenne des distances la plus petite est privilégiée. Enfin, l'ensemble optimal de combinaisons défini par cette solution est conservé, et une ellipse est ajustée sur chaque combinaison. Un exemple de résultat est illustré sur la Figure 6 pour deux groupes d'objets synthétiques.

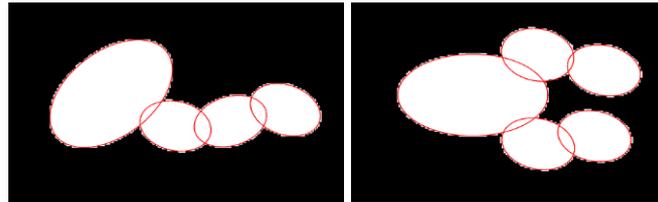


Figure 6 : Détection d'ellipses (marquées en rouge) sur deux amas générés synthétiquement.

Le nombre de combinaisons possibles au sein d'un même groupe d'objets est de l'ordre de $O(2^{N_s})$, avec N_s le nombre de segments de contour. Par conséquent, il devient rapidement difficile et parfois même impossible de trouver la meilleure solution de l'équation lorsque N_s est grand. Par exemple, avec $N_s = 20$, le nombre total de solutions à tester est de l'ordre de 1 048 576. De telles valeurs de N_s , bien qu'élevées, sont souvent fréquentes lorsque la population d'objets est dense et que de nombreuses superpositions sont observées. C'est pourquoi une technique supplémentaire de décomposition du groupe d'objets est nécessaire pour les amas de taille importante, afin de palier à l'explosion combinatoire de l'algorithme.

3.4 Décomposition multi-échelle des groupes d'objets

L'idée principale de la technique de décomposition est de construire des lignes de coupure qui diviseront le groupe d'objets en plusieurs sous-groupes. Une ligne de coupure est simplement une ligne qui passe par deux points de concavité et qui vérifie certaines caractéristiques. La construction de ces lignes est expliquée en détail dans [12].

La méthode proposée dans [12] a été adaptée pour réduire le risque de séparer des segments de contours qui auraient pu être combinés. Ainsi, seules quelques lignes de coupure sont retenues en respectant la contrainte principale que les sous-groupes d'objets construits ne doivent pas être de taille trop petite (voir Figure 7).

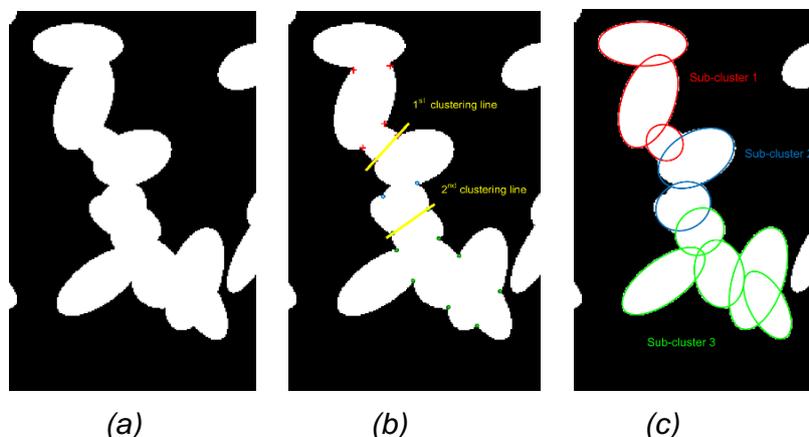


Figure 7 : Méthode de décomposition multi-échelle sur un groupe d'objets de 18 segments : (a) amas d'objets généré synthétiquement ; (b) construction des lignes de coupure ; (c) résultat de l'algorithme proposé sur chaque sous-groupe d'objets.

Cette technique de décomposition de groupe d'objets de taille importante s'avère être un outil efficace d'un point de vue algorithmique car il procure un potentiel de parallélisation du code. En effet, l'algorithme peut être lancé indépendamment sur chaque sous-groupe d'objets. Le résultat final sur tout le groupe initial d'objets est simplement la concaténation des détections obtenues sur chaque sous-groupe.

4 Résultats

4.1 Simulation de données synthétiques

Un ensemble de 30 images synthétiques d'objets elliptiques a été généré afin d'évaluer quantitativement et qualitativement la performance de la méthode proposée. Les demi-axes des ellipses synthétiques ont été générés suivant deux lois uniformes : le demi-petit axe suit une loi uniforme sur l'intervalle [10,20] pixels et le demi-grand axe suit une loi uniforme sur l'intervalle [15,40] pixels. La position des ellipses a également été choisie uniformément sur une fenêtre bornée plus petite que la fenêtre de visualisation afin de s'affranchir des effets de bord.

4.2 Evaluation qualitative et quantitative

La Figure 8 montre un premier résultat qualitatif de la technique proposée sur une image synthétique. Les ellipses détectées sont superposées en rouge sur l'image ainsi que les points de concavité (croix vertes). On constate que la méthode de reconnaissance d'objets elliptiques, sur des images où ces derniers se superposent, donne des résultats visuellement satisfaisants.

Le nombre d'ellipses détectés par l'algorithme est de 4935 alors que le nombre réel d'ellipses synthétiques est de 5635, soit un écart d'environ 12%. Cette sous-estimation s'explique essentiellement par la présence de petites ellipses masquées totalement par les amas.

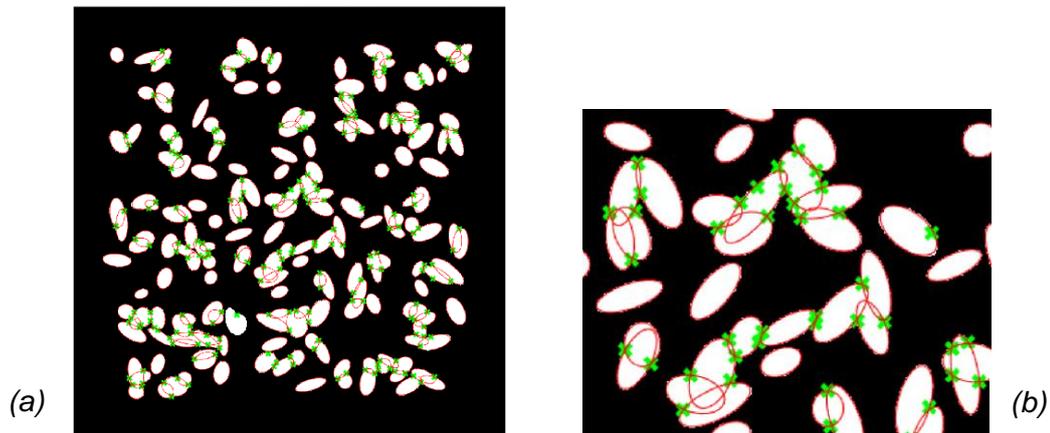


Figure 8 : Résultat de la méthode sur une image synthétique d'objets elliptiques : (a) image synthétique avec les points de concavité (resp. les ellipses) détectés par l'algorithme en vert (resp. en rouge) ; (b) zoom d'une section de l'image (a).

D'autre part, il est possible de comparer la distribution de taille des objets détectés par la méthode proposée avec celle générée synthétiquement. Le paramètre de taille présenté ici est le diamètre équivalent (diamètre du disque ayant la même aire que l'objet considéré), important en génie des procédés car il caractérise la surface d'échange entre les phases. Sur la Figure 9, la distribution en vert correspond au résultat de l'algorithme lorsqu'aucune combinaison n'est effectuée entre les segments de contours : chaque segment de contour est associé à une ellipse. Cette courbe montre l'importance des combinaisons de segments. On remarque que la distribution du diamètre équivalent obtenue par l'algorithme est fidèle à la distribution réelle avec une erreur relative de 10%. Les deux premiers moments des distributions sont également déterminés avec une bonne précision.

On peut donc conclure que la méthode proposée est très performante pour la reconnaissance d'objets elliptiques aussi bien d'un point de vue qualitatif que quantitatif.

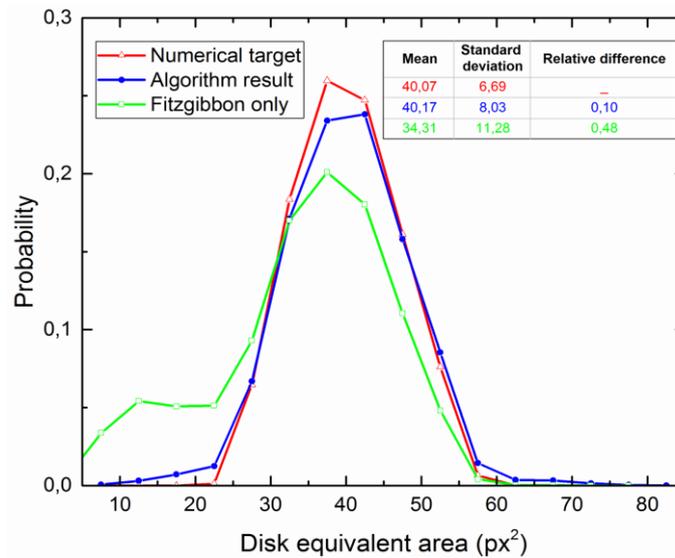


Figure 9 : Distribution de taille de la population d'objets elliptiques. La distribution utilisée pour générer les images synthétiques (en rouge) est comparée à celle obtenue par l'algorithme proposé (en bleu) et à celle où aucune combinaison n'est effectuée (en vert).

4.3 Application aux images réelles

La performance de l'algorithme de reconnaissance d'ellipses a également été testée sur des images réelles d'écoulement diphasique.

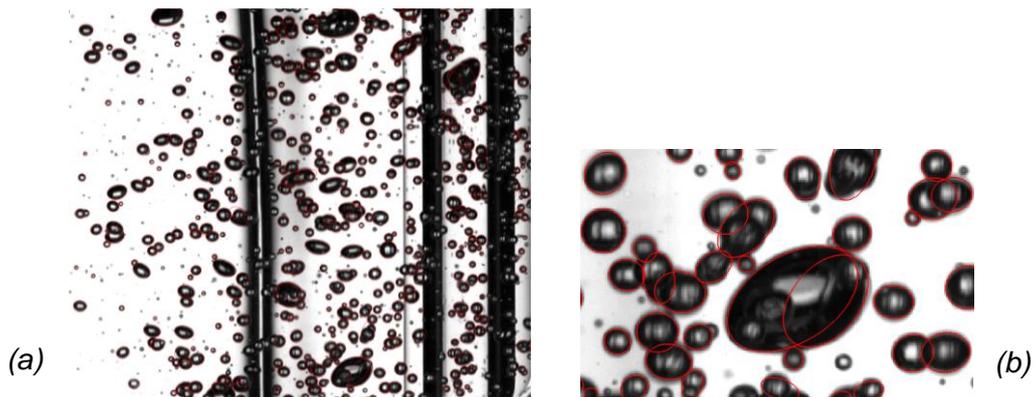


Figure 10 : Résultat de l'algorithme sur l'image de la Figure 1: (a) image originale sur laquelle les détections ont été superposées (en rouge) ; (b) zoom d'une section de l'image (a).

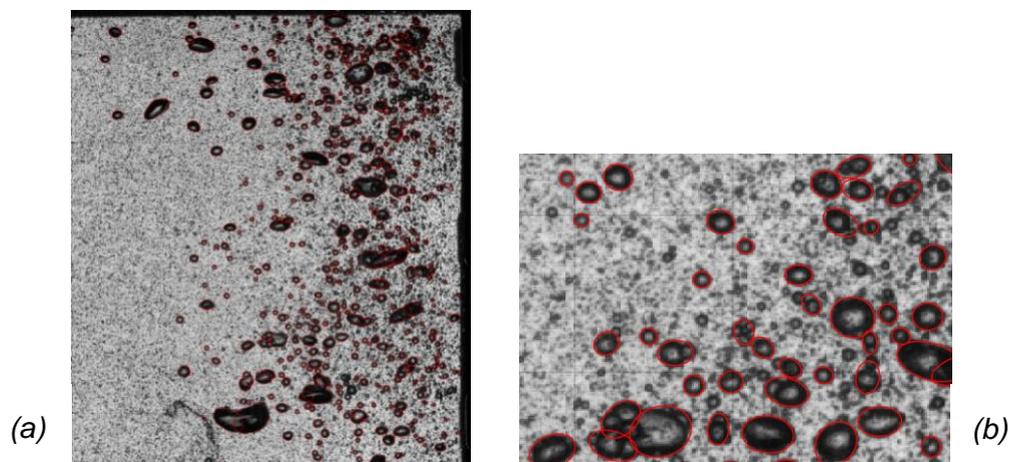


Figure 11 : Résultat de l'algorithme sur une image très bruitée : (a) image originale sur laquelle les détections ont été superposées (en rouge) ; (b) zoom d'une section de l'image (a).

Deux cas d'étude ont été considérés. Le premier correspond à une image où la population de particules est dense et possède une large distribution de taille (Figure 10). Le second, illustre la robustesse de l'algorithme sur des images très bruitées (Figure 11). Le résultat de la détection est superposé en rouge sur les images. Dans les deux cas, on observe une détection très satisfaisante des bulles, qui confirme l'efficacité de la méthode proposée.

5 Conclusion et perspectives

Dans cet article, une méthode multi-échelle a été développée pour la reconnaissance d'objets elliptiques sur des images 2-D. La méthode proposée repose principalement sur la détection et la combinaison de segments de contour d'un groupe d'objets. Des tests de validation ont été réalisés, à la fois sur des images synthétiques (population parfaitement connue) et réelles (typiques écoulements à bulles). Les résultats soulignent les bonnes performances de la méthode en termes de robustesse et de précision.

Cette technique de reconnaissance d'objets s'avère particulièrement appropriée pour la caractérisation de populations de particules elliptiques sur des images typiques de procédés industriels multiphasiques (forte concentration et chevauchement des particules, bruits, etc.). Elle peut avantageusement être transposée à des applications en biologie, pour lesquelles il est nécessaire d'individualiser les cellules dans des amas observés sur des images microscopiques ; et, plus généralement à la détection d'objets de forme plus complexes (rectangles, triangles, prisme,...), pour lesquels seul l'ajustement à une forme de référence doit être généralisé.

6 Références

- [1] Khalil, A., et al (2010). "Study of droplet size distribution during an emulsification process using in situ video probe coupled with an automatic image analysis". *Chemical Engineering Journal*, 165: 946-957.
- [2] Mickler, M., et al (2013). "Drop swarm analysis in dispersions with incident-light and transmitted-light illumination". *Flow Measurement and Instrumentation*, 30: 81-89.
- [3] Maaß, S., et al (2011). "Experimental comparison of measurement techniques for drop size distributions in liquid/liquid dispersions". *Experiments in Fluids*, 50: 259-269.
- [4] Illingworth, J., et al (1988). "A survey of the Hough transform". *Computer vision, graphics, and image processing*, 44: 87-116.
- [5] Carmona-Poyato, A., et al (2010). "Polygonal approximation of digital planar curves through break point suppression". *Pattern Recognition*, 43: 14-25.
- [6] Gontard, L. C., et al (2011). "A simple algorithm for measuring particle size distributions on an uneven background from TEM images". *Ultramicroscopy*, 111: 101-106.
- [7] Ahmad, O. S., et al (2012). "Quantification of overlapping polygonal-shaped particles based on a new segmentation method of in situ images during crystallization". *Journal of Electronic Imaging*, 21(2), 021115.
- [8] Honkanen, M., et al (2005). "Recognition of highly overlapping ellipse-like bubble images". *Measurement Science and Technology*, 16: 1760-1770.
- [9] Zhang, W-H., et al (2012). "A method for recognizing overlapping elliptical bubbles in bubble image". *Pattern Recognition Letters*, 33: 1543-1548.
- [10] Shen, L., et al (2000). "A method for recognizing particles in overlapped particle images". *Pattern Recognition Letters*, 21: 21-30.
- [11] Soille, P. (2013). "Morphological image analysis: principles and applications". Springer Science & Business Media.
- [12] Farhan, M., et al (2013). "A novel method for splitting clumps of convex objects incorporating image intensity and using rectangular window-based concavity point-pair search". *Pattern Recognition*, 46: 741-751.
- [13] Fitzgibbon, A., et al (1999). "Direct least square fitting of ellipses". *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 21: 476-480.