



ÉCOLE
CENTRALE LYON



N° d'ordre NNT : 2017LYSEE002

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON

opérée conjointement

**au sein de l'Ecole centrale de Lyon
et de l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Saint-Etienne**

**Ecole Doctorale N° 488
Science Ingénierie Santé**

Spécialité : Image, vision, signal

Soutenue publiquement le 13/07/2017, par :

Sawsen REZIG

Étude et amélioration du suivi tridimensionnel des flux d'air dans une pièce de bâtiment

Devant le jury composé de :

KUZNIK, Frédéric	Professeur, INSA Lyon	Président
BIWOLE, Pascal Henry	Maître de Conférences, Université de Nice	Rapporteur
DERRODE, Stéphane	Professeur, Ecole Centrale Lyon	Rapporteur
KUZNIK, Frédéric	Professeur, INSA Lyon	Examineur
DAVID, Damien	Maître de Conférences, Université Lyon 1	Examineur
TOSCANO, Rosario	Professeur LTDS-ENISE	Directeur de thèse
LOZANO, Vincent	Ingénieur ENISE Saint-Etienne	Encadrant de thèse
RUSAOUËN, Gilles	Maître de conférence, INSA Lyon	Invité

Spécialités doctorales :
SCIENCES ET GENIE DES MATERIAUX
MECANIQUE ET INGENIERIE
GENIE DES PROCÉDÉS
SCIENCES DE LA TERRE
SCIENCES ET GENIE DE L'ENVIRONNEMENT
MATHÉMATIQUES APPLIQUÉES
INFORMATIQUE
IMAGE, VISION, SIGNAL

Responsables :
K. Woliki Directeur de recherche
S. Despiau, professeur
F. Gruy, Maître de recherche
B. Gruy, Directeur de recherche
D. Gradiet, Directeur de recherche
O. Roustant, Maître-assistant
O. Boissier, Professeur

EMSE : Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)			
AVRIL	Stéphane	PR2	Mécanique et ingénierie CIS
BATTON-HUBERT	Mireille	PR2	Sciences et génie de l'environn FAYOL
BENABEN	Patrick	PR1	Sciences et génie des matériaux CMP
BERNACHE-ASSOLLAN	Didier	PR0	Génie des Procédés CIS
BIGOT	Jean Pierre	MR(DR2)	Génie des Procédés SPIN
BILAL	Essaid	DR	Sciences de la Terre SPIN
BOISSIER	Olivier	PR1	Informatique FAYOL
BORBELY	Andras	MR(DR2)	Sciences et génie de l'environn SMS
BOUCHER	Xavier	PR2	Génie Industriel FAYOL
BRODHAG	Christian	DR	Sciences et génie de l'environn FAYOL
BURLAT	Patrick	PR2	Génie Industriel FAYOL
COURNIL	Michel	PR0	Génie des Procédés DIR
DARRIEULAT	Michel	IGM	Sciences et génie des matériaux SMS
DAUZERE-PERES	Stéphane	PR1	Génie Industriel CMP
DEBAYLE	Johan	CR	Image Vision Signal CIS
DELAFOSSÉ	David	PR1	Sciences et génie des matériaux SMS
DESRAYAUD	Christophe	PR2	Mécanique et ingénierie SMS
DOLGUI	Alexandre	PR0	Génie Industriel FAYOL
DRAPIER	Sylvain	PR1	Mécanique et ingénierie SMS
FEILLET	Dominique	PR2	Génie Industriel CMP
FOREST	Bernard	PR1	Sciences et génie des matériaux CIS
FORMISYN	Pascal	PR0	Sciences et génie de l'environn DIR
FRACZKIEWICZ	Anna	DR	Sciences et génie des matériaux SMS
GARCIA	Daniel	MR(DR2)	Génie des Procédés SPIN
GERINGER	Jean	MA(MDC)	Sciences et génie des matériaux CIS
GIRARDOT	Jean-jacques	MR(DR2)	Informatique FAYOL
GOEURLOT	Dominique	DR	Sciences et génie des matériaux SMS
GRAILLOT	Didier	DR	Sciences et génie de l'environn SPIN
GROSSEAU	Philippe	DR	Génie des Procédés SPIN
GRUY	Frédéric	PR1	Génie des Procédés SPIN
GUY	Bernard	DR	Sciences de la Terre SPIN
GUYONNET	René	DR	Génie des Procédés SPIN
HAN	Woo-Suck	CR	Mécanique et ingénierie SMS
HERRI	Jean Michel	PR1	Génie des Procédés SPIN
INAL	Karim	PR2	Microélectronique CMP
KERMOUCHE	Guillaume	PR2	Mécanique et Ingénierie SMS
KLOCKER	Helmut	DR	Sciences et génie des matériaux SMS
LAFOREST	Valérie	MR(DR2)	Sciences et génie de l'environn FAYOL
LERICHE	Rodolphe	CR	Mécanique et ingénierie FAYOL
LI	Jean Michel		Microélectronique CMP
MALLIARAS	Georges	PR1	Microélectronique CMP
MOLIMARD	Jérôme	PR2	Mécanique et ingénierie CIS
MONTHEILLET	Franck	DR	Sciences et génie des matériaux SMS
PERIER-CAMBY	Laurent	PR2	Génie des Procédés DFG
PIJOLAT	Christophe	PR0	Génie des Procédés SPIN
PIJOLAT	Michèle	PR1	Génie des Procédés SPIN
PINOLI	Jean Charles	PR0	Image Vision Signal CIS
POURCHEZ	Jérémy	CR	Génie des Procédés CIS
ROUSTANT	Olivier	MA(MDC)	FAYOL
STOLARZ	Jacques	CR	Sciences et génie des matériaux SMS
SZAFNICKI	Konrad	MR(DR2)	Sciences et génie de l'environn CMP
TRIA	Assia		Microélectronique CMP
VALDIVIESO	François	MA(MDC)	Sciences et génie des matériaux SMS
VIRICELLE	Jean Paul	MR(DR2)	Génie des Procédés SPIN
WOLSKI	Krzysztof	DR	Sciences et génie des matériaux SMS
XIE	Xiaolan	PR0	Génie industriel CIS

ENISE : Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)			
BERGHEAU	Jean-Michel	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
BERTRAND	Philippe	PU	Génie des procédés ENISE
DUBUJET	Philippe	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
FEULVARCH	Eric	MCF	Mécanique et Ingénierie ENISE
FORTUNIER	Roland	PR	Sciences et Génie des matériaux ENISE
HAMDI	Hédi	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
LYONNET	Patrick	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
RECH	Joël	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
SI LARBI	Amir	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
SMUROV	Igor	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
TOSCANO	Rosario	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE
ZAHOUANI	Hassan	PU	Mécanique et Ingénierie ENISE

PR 0 Professeur classe exceptionnelle
PR 1 Professeur 1^{ère} classe
PR 2 Professeur 2^{ème} classe
PU Professeur des Universités

Ing. Ingénieur
MCF Maître de conférences
MR (DR2) Maître de recherche
CR Chargé de recherche

SMS Sciences des Matériaux et des Structures
SPIN Sciences des Processus Industriels et Naturels
FAYOL Institut Henri Fayol
CMP Centre de Microélectronique de Provence

Remerciement

Je voudrais commencer tout d'abord par remercier Monsieur Rosario Toscano, mon directeur de thèse pour sa confiance et lui adresser ma grande gratitude pour ses qualités pédagogiques et scientifiques qui m'ont permis de beaucoup apprendre à ses côtés.

Je tiens également à remercier Monsieur Vincent Lozano, mon encadrant de thèse, pour m'avoir accueillie pendant ces années de thèse, pour son implication dans le projet et pour son aide précieuse durant mes premières expériences dans l'enseignement. J'ai pris un grand plaisir à travailler avec lui.

J'adresse de chaleureux remerciements à Monsieur Gilles Rusaouën, pour son attention portée sur mes travaux et pour ses conseils avisés qui ont été précieux pour l'aboutissement de ce travail de thèse.

J'adresse mes remerciements à Madame Amina Meslem, coordinatrice du projet et Professeur à l'université de Rennes, pour m'avoir accueillie au sein de son équipe et d'avoir veillé sur le bon déroulement des travaux. Cette thèse a reçu le soutien de l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) dans le cadre du projet FluBat (ANR-12-VBDU-0010).

J'aimerais remercier les membres du laboratoire LTDS, à leur tête Monsieur Joël Rech, directeur de la recherche et Monsieur Jean-Michel Bergheau, directeur du laboratoire (Enise). Ceci a été un privilège de travailler au sein d'un établissement pareil.

Je voudrais remercier les rapporteurs de cette thèse, Monsieur Pascal Henry Biwolé, Maître de Conférences à l'université de Nice et Monsieur Stéphane Derrode, Professeur à l'Ecole centrale Lyon, pour avoir accepté de rapporter mon travail et pour l'intérêt qu'ils y accordent.

Je désire adresser mes remerciements les plus sincères à l'équipe qui m'a accueillie pendant de nombreux séjours à La Rochelle, Pierre, Kodjovi, Brice et tous ceux que j'ai pu côtoyer dans le laboratoire Lasie. Pour leur implication dans le sujet, notamment la mise en place de procédure expérimentale, l'exploitation des résultats et leur interprétation. Mais surtout pour leur sympathie et bonne humeur.

Je remercie Madame Isabelle Pletto, secrétaire du laboratoire LTDS-Enise, pour la générosité qui lui est innée et d'avoir toujours été là pour nous tous. J'associe à mes remerciements tout le personnel de l'Enise pour leur professionnalisme et sympathie.

Je tiens à remercier mes collègues doctorants pour les moments que nous avons pu partager, de bonne humeur ou d'angoisse, c'était toujours appréciable de ne pas se sentir seul.

Mes remerciements vont enfin à ma famille, un merci du fond du cœur à mes parents d'avoir été là depuis le tout début, j'en serais jamais là aujourd'hui sans leur soutien et bienveillance.

Table des matières

Liste des figures	vi
Introduction	xviii
Chapitre I : Mécanique des fluides.....	23
I.1. Descriptions mathématiques	27
I.1.1. Représentation Eulérienne	27
I.1.2. Représentation Lagrangienne	27
I.2. Etat de l'art : Techniques de mesure	28
I.2.1. Méthodes Eulériennes	29
I.2.2. Méthodes Lagrangiennes	37
I.3. Méthodes d'analyse et de traitement d'images appliquées à la détection des particules	53
I.4. Suivi temporel des particules (Reconstruction des trajectoires).....	59
Chapitre II : Procédure expérimentale de la 3D PTV	79
II. 1. Dispositif expérimental.....	79
II.1.1. Eclairage	79
II.1.2. Caméras.....	83
II.1.3. Traceurs.....	83
II.1.4. Cellule AIRDIFF.....	85
II. 2. Géométrie et Calibration des caméras	87
II.2.1. Modèle de caméra	87
II.2.2. Processus de la calibration	89
II.2.3. Positionnement des caméras	89
II.2.4. Enregistrement des images des bulles	97
Chapitre III : Calcul des trajectoires tridimensionnelles de l'air	101
III.1. Identification des particules (détection des centres des bulles).....	105
III.1.1. Représentation multi-échelle d'une image	106

III.1.2. Détection des bulles de savon remplies à l'hélium	108
III.1.2.1. Détection par inter-corrélation avec des motifs artificiels	108
III.1.2.2. Détection par calcul de blobs	109
III.2. Reconstruction des positions 3D des particules	121
III.2.1. Géométrie épipolaire	122
III.2.2. Estimation de la matrice fondamentale	122
III.2.3. Mise en correspondance des points images	122
III.2.4. Calcul des positions 3D	122
III.3. Construction des trajectoires : suivi temporel par filtre de Kalman	121
III.3.1. Filtre de Kalman	122
III.3.2. Application du filtre de Kalman au suivi 3D des particules	122
III.3.3. Processus de mesure	122
III.3.4. Processus d'initialisation et de prédiction flous	122
Chapitre IV : Applications	147
IV.1. Calcul des trajectoires 3D	150
IV.1.1. Détection des bulles de savons	150
IV.1.1.1. Validation par des données synthétiques	150
IV.1.1.2. Validation par données expérimentales	156
IV.1.2. Reconstruction des positions 3D des bulles	159
IV.1.2.1. Données de Wesleyan University	159
IV.1.2.2. Données du laboratoire Lasie (cellule Airdiff)	162
IV.1.3. Calcul des champs de vitesse	168
IV.1.3.1. Découpage en octrees	172
IV.1.3.2. Calcul des vitesses	172
IV.1.3.3. Epaisseur dynamique et vitesses maximale	179
IV.2. Extension au cas de 6 caméras et plus	183
Conclusion générale	187
Annexe	187

Liste des figures

Chapitre I : Dynamique des fluides

- Fig. I. Ventilation par mélange (Hagström et al. 2000).
- Fig. II. Transition laminaire – turbulent au-dessus de la flamme d’une bougie (Wikipedia 2016)
- Fig. 1. Anémomètre à fil chaud.
- Fig. 2. Capteur d’un anémomètre à ultrasons.
- Fig. 3. Schéma global de la PIV.
- Fig. 4. Le déplacement des traceurs considéré comme une approximation de la vitesse du fluide étudié (Westerweel 1997).
- Fig. 5. Modèle générique d’une cabine avion A380 (Bosbach et al. 2006).
- Fig. 6. Distribution de la vitesse du jet autour du diffuseur Aldes (Bragança et al. 2016)
- Fig. 7. Visualisation de l’écoulement autour d’un profil aérodynamique NACA (Visualization-wind-tunnels 2000).
- Fig. 8. Particules en polystyrène éclairées par un laser YAG vert (Toschi & Bodenschatz 2009).
- Fig. 9. Procédure expérimentale de la méthode de vélocimétrie par suivi 3D Lagrangien.
- Fig. 10. Profils obtenus par corrélation croisée pour des gouttelettes de vapeur et des bulles de savon remplies à l’hélium à quatre débits de savon et deux débits d’hélium ($\dot{v}_{he} = 4 \text{ l/h}$ et $\dot{v}_{he} = 5 \text{ l/h}$).
- Fig. 11. Procédure de suivi Lagrangien 3D de particules.
- Fig. 12. Trajectoire d’une particule P illustrant le principe du suivi temporel.
- Fig. 13. Superposition de particules (Guezennec 1994) : a) image en niveaux de gris. b) courbe 3D de niveaux.
- Fig. 14. Champ de vitesse tridimensionnel présent dans un tube microscopique (Kim 2008).
- Fig. 15. Vue 2D illustrant le diviseur d’images projetant les différentes vues sur une seule caméra (par simplicité, seulement deux miroirs sont illustrés). b) Exemple d’image acquise par le système (Krug et al. 2014).
- Fig. 16. Source d’éclairage composée de 6 lumières Led type XP-G R5, de diamètre 90 mm et de 15 mm de hauteur (Steinhoff et al. 2013).
- Fig. 17. Schéma global de la méthode PIV tomographique (Elsinga 2006).
- Fig. 18. Trajectoires de longueur entre 596 et 600 obtenues par la méthode Shake de Box (Schanz et al. 2013).

- Fig. 19. Schéma simplifié illustrant le modèle optique utilisé par la méthode de défocalisation numérique des images de particules (DDPIV) (Pereira & Gharib 2002).
- Fig. 20. Images de particules en utilisant trois valeurs d'ouverture en fonction de la distance au plan référence $z = 0$.
- Fig. 21. a. Exemple d'une projection de deux particules (bulles de savon) sur un capteur de caméra, b. représentation de l'intensité des particules en fonction de la position des pixels.
- Fig. 22. Binarisation par seuillage appliquée à une image de particules (seuil fixe).
- Fig. 23. Erreur résultante de la soustraction des positions du suivi à la courbe bspline correspondante (Mann1999).
- Fig. 24. La précision de calcul de quatre algorithmes de détection de particules : ■ Moyenne pondérée. ● Modèle fonction Gaussienne. ▲ Approximation du filtre Gaussien. ▼ Réseaux de neurones (Nicholas T Ouellette et al. 2006).
- Fig. 25. L'efficacité de quatre algorithmes de détection de particules (pourcentage des particules détectées): ■ Moyenne pondérée. ● Modèle fonction Gaussienne. ▲ Approximation du filtre Gaussien. ▼ Réseaux de neurones (Nicholas T Ouellette et al. 2006).
- Fig. 26. Suivi temporel d'une particule en utilisant quatre frames ($t=0, 1, 2, 3$).
- Fig.27. Rapport R_1 du nombre de trajectoires détectées sur le nombre total de trajectoire (à gauche). Rapport R_2 du nombre de trajectoires correctes détectées sur le nombre de trajectoires détectées (à droite). NN : plus proche voisin, NNW plus proche voisin pondérée, P2F méthode de prédiction utilisant 2 frames, P4F méthode de prédiction utilisant 4 frames.
- Fig.28. Erreur du suivi PTV en fonction du rapport nombre de trajectoires non détectées/nombre total de trajectoires (Nicholas T Ouellette et al. 2006).

Chapitre II : Procédure expérimentale de la 3D PTV

- Fig. 1. Lampes Balcar Quadelite Basic (1000 watt).
- Fig. 2. Exemple d'image de bulles acquise dans un éclairage par lampes Balcar.
- Fig. 3. Forme de la projection des bulles de savon sur le plan image d'une caméra à temps d'exposition de 1000 μ s.
- Fig. 4. Objectif CF16HA-1 utilisé.
- Fig. 5. Capteur acA2040-180km.
- Fig. 6. a. Le générateur fourni par SageAction. b.Vue de l'orifice utilisé pour générer les bulles de savons (Bosbach2009).
- Fig. 7. Schéma de la cellule de test échelle 1 du laboratoire LASIE (bragança2016).
- Fig. 8. Positionnement des caméras par rapport à l'injection en vue de dessus.
- Fig. 9. Exemple d'une image de particules prise par une des caméras installées dans la cellule AIRDIFF.

- Fig. 10. Transformations et repères du modèle sténopé.
- Fig. 11. Exemple de sommet de mire détecté par intersection de deux droites passant par les arêtes des carrés.
- Fig. 12. Image de la mire utilisée.
- Fig. 13. La mire déplacée dans le champ de vision de la caméra à calibrer.
- Fig. 14. Les points de la mire détectés par l'algorithme.
- Fig. 15. Transformations externes : passage du repère réel aux repères caméras.
- Fig. 16. Calcul de la correspondance sur les images de trois caméras par intersection des lignes épipolaires.
- Fig. 17. Disposition optimale de trois caméras CCD pour une mise en correspondance par intersection de lignes épipolaires (Maas 1993).
- Fig. 18. Angle α compris entre Epip1-2 et Epip2-3
- Fig. 19. Disposition colinéaire de trois caméras CCD.

Chapitre III : Calcul des trajectoires tridimensionnelles d'air

- Fig. 1. Schéma résumant les étapes de la reconstruction des trajectoires des particules.
- Fig. 2. Image de bulles de savons éclairées par des lampes Balcar.
- Fig. 3. Espace d'échelle à trois niveaux d'une image en niveaux de gris.
- Fig. 4. Représentations d'une fonction Gaussienne en 2D et en 3D comparée à une image de particule.
- Fig. 5. Illustration de la définition d'un blob en niveau de gris sur une image 2D (Lindeberg 1993).
- Fig. 6. L'effet du changement de niveau d'échelle (application d'un lissage) sur l'extraction de blobs à partir d'un signal bruité (Lindeberg 1993).
- Fig. 7. Réponse de signaux unidimensionnels à l'application d'un opérateur Laplacien d'écart-type $\sigma = 1$.
- Fig. 8. Réponses d'un signal unidimensionnel à l'application d'opérateurs Laplaciens de différents écart-type ($\sigma = 1, 2, 4, 8, 16$).
- Fig. 9. Réponses d'un signal unidimensionnel à l'application d'opérateurs Laplaciens normalisés de différents écart-type ($\sigma = 1, 2, 4, 8, 16$).
- Fig. 10. Opérateur Laplacien de la Gaussienne.
- Fig. 11. Passages par zéro de la réponse au Laplacien d'un signal unidimensionnel.
- Fig. 12. Réponse au Laplacien d'un signal unidimensionnel avec $\sigma = r/\sqrt{2}$.
- Fig. 13. Espace d'échelle correspondant à une image de bulles de savon (haut à gauche), le Laplacien normalisé est appliqué au niveau d'échelle $\sigma = 1$ (haut à droite), $\sigma = \sqrt{2}$ (bas à gauche), $\sigma = 2$ (bas à droite).
- Fig. 14. Extremum local de la réponse au Laplacien normalisé dans une région 3x3 correspondant à trois niveaux d'échelle.
- Fig. 15. Exemples d'images de bulles de savon et le résultat de la détection : les centres de bulles sont donnés par les centres de cercles.

- Fig. 16. Mise en correspondance stéréoscopique à partir des images de deux caméras.
- Fig. 17. Les centres des caméras C, C' et les projections du point $X(x, x')$ sont coplanaires.
- Fig. 18. Ligne épipolaire correspondant à un point x sur une image 2D.
- Fig. 19. Mise en correspondance entre les points de deux caméras.
- Fig. 20. Mise en correspondance entre les points de trois caméras.
- Fig. 21. Configuration colinéaire asymétrique de trois caméras (Lotz & Fröschle 1990).
- Fig. 22. Appariement des positions 3D correspondant au suivi temporel des particules.
- Fig. 23. Représentation 2D de l'image des particules à deux instants successifs.
- Fig. 24. Processus de mesure de la position des particules.
- Fig. 25. Initialisation du suivi des particules par méthode du plus proche voisin : cas 2D.
- Fig. 26. Deux images 2D successives de particules : La sphère d'incertitude est centrée à $p_i(k)(x_i, y_i)$ et de rayon ρ .
- Fig. 27. Sous-ensembles flous associés aux intervalles $I_x^i(k)$ et $I_{vx}^i(k)$ (partitions floues).

Chapitre IV : Applications

- Fig. 1. Configuration expérimentale du champ d'écoulement observé.
- Fig. 2. Distribution de la vitesse dans le champ d'écoulement.
- Fig. 3. Exemple des images obtenues par la simulation (Okamoto et al. 2000).
- Fig. 4. Rapport α_{detec} correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images de synthèse.
- Fig. 5. Nombre de particules détectées Nb_{detec} correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images de synthèse.
- Fig. 6. Rapport des fausses détections au nombre total des particules correspondant à l'application des algorithmes aux images de synthèse.
- Fig. 7. Détection multi-échelle (LoG ME) appliquée à une image de synthèse.
- Fig. 8. Valeurs des canaux couleurs (valeurs égales pour une image en niveaux de gris) sur une région contenant une bulle de savon.
- Fig. 9. Rapport α_{detec} correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images des expérimentations.
- Fig. 10. Résultat de la détection des bulles de savon par deux méthodes : Shi-Tomasi (à gauche) et Laplacien de la Gaussienne ME (à droite).
- Fig. 11. Résultat de la détection des bulles de savon la méthode du Laplacien de la Gaussienne ME (à droite).
- Fig. 12. Configuration expérimentale mettant en place deux grilles oscillantes (1) et deux des quatre caméras d'enregistrement (2).

- Fig. 13. Système de coordonnées utilisé et les positions des caméras autour du cylindre.
- Fig. 14. Trajectoires 3D reconstruites par filtre de Kalman flou à partir de données expérimentales (Wesleyan University 2000).
- Fig. 15. (a) Schéma décrivant la cellule Airdiff : entrée d'air (UTDA), caméras et Pcs d'acquisition du système PTV, (b) Région sortie du diffuseur.
- Fig. 16. 100 Trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet vertical isotherme.
- Fig. 17. 1000 Trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet vertical isotherme.
- Fig. 18. Ensemble des trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet vertical isotherme.
- Fig. 19. 1000 Trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet Aldes chaud.
- Fig. 20. Reconstruction 3D dans la zone de sortie du diffuseur d'air: cas d'un jet vertical isotherme.
- Fig. 21. Reconstruction 3D dans la zone de sortie du diffuseur d'air: cas d'un jet chaud.
- Fig. 22. Intersection du champ de champs de vitesses PTV 3D avec le plan PIV à $Z=0$.
- Fig. 23. Décomposition en octree d'un volume contenant un nuage de points.
- Fig. 24. Décomposition en octree du volume représentant la cellule Airdiff : vue latérale.
- Fig. 25. Décomposition en octree du volume représentant la cellule Airdiff.
- Fig. 26. Vitesses instantanées des particules injectées dans la cellule Airdiff.
- Fig. 27. Champ moyen de la vitesse de l'air à la sortie de l'unité de diffusion d'air : cas jet académique vertical.
- Fig. 28. Champ moyen de la vitesse de l'air à la sortie de l'unité de diffusion d'air : cas jet isotherme chaud.
- Fig. 29. Profils de la vitesse axiale : cas jet académique vertical.
- Fig. 30. Profils de la vitesse de l'air: cas jet aldes chaud.
- Fig. 31. Expansion Dynamique des jets et lois de lissage.
- Fig. 32. Epaisseur dynamique du jet : cas jet académique vertical.
- Fig. 33. Epaisseur dynamique du jet : cas jet chaud Aldes.
- Fig. 34. Décroissance de la vitesse axiale: cas jet académique vertical isotherme.
- Fig. 35. Décroissance de la vitesse axiale: cas jet Aldes chaud.
- Fig. 36. Schéma représentant la configuration du système à 6 caméras.
- Fig. 37. Exemple d'un système à 6 caméras : premier système à 3 caméras en haut et le deuxième en bas.
- Fig. 38. Exemple d'un système à 6 caméras : premier système à 3 caméras en haut et le deuxième en bas.

Introduction

Une quantité importante d'énergie est nécessaire de nos jours pour le chauffage et la ventilation des bâtiments ((Sharma 2011), (Hong et al. 2000)), ceci a suscité l'intérêt de nombreux travaux ((Seppenen 2008), (Zhai et al. 2011), (Schulze & Eicker 2013)). Le secteur du bâtiment est en effet le premier secteur consommateur d'énergie avec une part équivalente à 45% où les systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC) représentent plus de 50% de cette consommation (Pérez-Lombard et al. 2008). De plus, 23% des émissions en CO₂ en France proviennent de ce secteur. Afin de réduire cette demande toujours plus forte en énergie tout en conservant le confort thermique au sein des pièces habitables des bâtiments, il est nécessaire de concevoir des systèmes permettant de caractériser les mouvements de l'air et une meilleure compréhension de sa dynamique à l'intérieur d'un bâtiment. Ces phénomènes étant tridimensionnels, les techniques traditionnelles, souvent intrusives et ne fournissant qu'une mesure ponctuelle s'avèrent inutilisables.

Le but de ce travail est de fournir un outil fiable de diagnostic des flux d'air dans des grands volumes comme des pièces de bâtiments, ce travail a été réalisé dans le cadre du projet FLUBAT-ANR-12-VBDU-0010, il s'inscrit essentiellement dans un de ses principaux objectifs, à savoir la compréhension de l'interaction entre les diffuseurs d'air et la zone de vie observée, ainsi nous avons mis en place un système de suivi temporel et tridimensionnel de particules d'air, il permet de reconstruire les trajectoires parcourues par le flux et d'extraire les propriétés physiques qui le caractérisent.

L'idée est de considérer le mouvement d'air comme une transformation ou un déplacement d'un ensemble de particules. Chaque particule du fluide est suivie tout au long de sa trajectoire; sa position et d'autres propriétés physiques sont calculées à chaque instant du temps. Cette description est appelée *description Lagrangienne*, elle diffère de la description Eulérienne qui s'intéresse aux propriétés physiques du flux à un point fixe de l'espace. Nous détaillerons dans le premier chapitre de ce manuscrit les différentes descriptions mathématiques existantes et les techniques expérimentales de mesure utilisées dans ce domaine.

Le suivi 3D Lagrangien de particules (3D Particle Tracking Velocimetry 3D PTV) consiste à injecter des traceurs dans l'espace tridimensionnel (pièce d'un

bâtiment) et d'observer leur déplacement par plusieurs caméras (deux caméras ou plus pour un rendu tridimensionnel). Les traceurs utilisés dans le cadre du suivi Lagrangien sont des bulles de savon gonflées à l'hélium d'un diamètre qui varie entre 1.3mm et 3.8mm, l'utilisation de l'hélium permet de compenser le poids de la paroi savonneuse de la bulle permettant ainsi de simuler le comportement des particules d'air. Nous utilisons des caméras rapides (180 images par seconde) pour enregistrer les images des particules pendant leur mouvement, il s'agit à cette étape de définir la position des caméras et la fréquence à utiliser en fonction du flux observé. Nous définissons également le type d'éclairage approprié, pour une meilleure visualisation des bulles dans le cas d'un grand volume. Le choix de ces paramètres est détaillé dans le deuxième chapitre, nous présentons également dans ce chapitre le modèle mathématique adopté pour les caméras et le processus de calibration intrinsèque et extrinsèque de chacune d'entre elles.

A partir des images des particules enregistrées par les caméras, nous procédons au calcul des trajectoires 3D de chacune des bulles détectées. Un nombre important d'études ont été menées ces dernières années afin de définir des approches capables de réaliser des suivis 3D PTV fiables, ces recherches ont été confrontées à la complexité de l'aspect expérimental de la méthode, ainsi elles se sont souvent limitées à l'étude des cas de faibles densités de traceurs et à des échelles spatiales réduites (quelques centimètres cubes). Dans le troisième chapitre, nous présentons, d'abord, la méthode multi-échelle développée dans le cadre de cette thèse permettant la détection des centres de bulles de savons en dépit de la densité très élevée et des problèmes de superposition/chevauchement des bulles injectées dans le volume observé. Les images numérisées contiennent en effet des particules de tailles différentes, chaque particule apparaîtra sur l'image différemment, ceci va dépendre de sa distance par rapport à la caméra, l'intensité de lumière qu'elle reflète et la manière dont elle a été éclairée, notre approche est basée sur l'inter-corrélation entre des motifs artificiels proches de l'apparence des bulles réelles et une région d'interrogation sur l'image des particules. Un schéma de rétroaction a été également conçu, il s'applique à des vues successives de la scène afin de corriger les incertitudes sur la position des particules.

L'étape suivante consiste à établir les correspondances entre les bulles vues par les différentes caméras, nous utilisons la méthode basée sur le calcul des lignes épipolaires à partir des paramètres mesurés lors de la calibration des caméras, ceci nous permet de faire correspondre à chacune des particules d'une image une ligne

épipolaire sur les autres images, ce calcul engendre d'importantes ambiguïtés notamment en haute densité d'ensemencement, l'augmentation du nombre de caméras a été longtemps utilisée pour résoudre ce problème, nous avons procédé à une analyse des sources de ces erreurs et avons pu définir une configuration optimale des trois caméras permettant d'éliminer la plus grande partie des ambiguïtés, cette étape est détaillée dans le troisième chapitre.

D'autre part, le suivi temporel qui consiste à relier les particules détectées à un instant donné aux particules de l'instant suivant, constitue une étape délicate du suivi, une nouvelle méthode basée sur une conception floue du filtre de Kalman a été mise en place. Le filtre de Kalman est utilisé dans ce cadre pour estimer, de manière optimale, la nouvelle position des particules en fonction de leur position actuelle. Cet algorithme a été conçu pour tenir compte des incertitudes concernant l'étape d'initialisation, ce problème étant jusque-là résolu en considérant le plus proche voisin engendre des erreurs aux prochaines étapes du suivi temporel (mauvaise mise en correspondance entre les bulles), ainsi nous avons intégré un calcul par logique floue à notre algorithme de suivi par Kalman en représentant les positions initiales des particules par des sous-ensembles flous multidimensionnels. C'est ainsi que l'algorithme commence dans un état de connaissance floue concernant l'appariement des particules; nous améliorons l'estimation de l'emplacement de ces bulles au fur et à mesure de l'accumulation d'informations grâce au processus de mesure utilisé à savoir l'enregistrement d'images de bulles pendant leur déplacement. Une comparaison quantitative des performances avec d'autres algorithmes de suivi couramment utilisés a permis d'évaluer la méthode.

Le quatrième chapitre de ce manuscrit est consacré à l'application du suivi Lagrangien 3D au calcul des propriétés physiques des écoulements étudiés, notamment leur champ de vitesse. Nous décrivons ainsi les méthodes de calcul d'un champ de vitesse et présenterons ensuite les ensembles de données expérimentales obtenues par une mise en place d'une ventilation dans une salle noire de l'Enise. Cette installation nous a permis de créer un mouvement faible des bulles générées (20cm/s au niveau du sol (10 cm du sol)).

La méthode 3D PTV a été également appliquée à un ensemble de cas de figures dans la cellule de diffusion de l'air du LaSIE (AIRDIF), la cellule est thermiquement gardée et équipée de moyens de diagnostic par anémométrie Laser dans le but d'une validation. La stratégie de comparaison choisie consiste à

moyenner le champ de vitesse Lagrangien issu de la méthode PTV, nous procédons ainsi à un découpage de l'espace observé en régions élémentaires et calculons la moyenne des vitesses qui se trouvent dans une seule région. Pour cela, il est nécessaire d'avoir suffisamment de bulles passant dans chacune des régions, une injection forte de bulles a donc été prévue. Le dernier chapitre présentent les résultats obtenus et détaillent les différents scénarios testés.

Hong, T., Chou, S.K. & Bong, T.Y., 2000. Building simulation: an overview of developments and information sources. *Building and environment*, 35(4), pp.347–361.

Pérez-Lombard, L., Ortiz, J. & Pout, C., 2008. A review on buildings energy consumption information. *Energy and buildings*, 40(3), pp.394–398.

Schulze, T. & Eicker, U., 2013. Controlled natural ventilation for energy efficient buildings. *Energy and Buildings*, 56, pp.221–232.

Seppenen, O., 2008. Ventilation strategies for good indoor air quality and energy efficiency. *International Journal of Ventilation*, 6(4), pp.297–306.

Sharma, S.S., 2011. Determinants of carbon dioxide emissions: empirical evidence from 69 countries. *Applied Energy*, 88(1), pp.376–382.

Zhai, Z.J., Johnson, M.-H. & Krarti, M., 2011. Assessment of natural and hybrid ventilation models in whole-building energy simulations. *Energy and Buildings*, 43(9), pp.2251–2261.

Chapitre I : Dynamique des fluides

Ce premier chapitre présente les deux principales descriptions mathématiques utilisées pour décrire le mouvement des particules d'un fluide. Nous présenterons également les méthodes expérimentales qui permettent de caractériser un écoulement par le calcul de ses propriétés physiques telles que la vitesse, l'accélération et l'intensité de la turbulence.

Le chapitre présente une étude bibliographique détaillée des travaux de recherche menées dans le but d'améliorer les mesures expérimentales, celles-ci sont réalisées grâce aux techniques expérimentales et aux méthodes de calcul mises en œuvre. L'étude s'est focalisée sur le cas des flux d'air présents à l'intérieur des pièces habitables (pièces de bâtiment, cabines d'avion, etc.), ainsi qu'à d'autres types de fluides et de volumes. Enfin, les avantages et les inconvénients de chacune de ces techniques sont soulignés.

Lorsque les écoulements d'air dans les bâtiments sont observés, force est de constater qu'il s'agit en effet d'écoulements faiblement turbulents, à basse vitesse (inférieurs à quelques m/s en vitesse) et d'organisation peu évidente. En effet, lorsque une bouche de soufflage est placée dans une pièce, l'écoulement en sortie de bouche est relativement simple, il est cependant très vite influencé par la forme de la pièce et par les objets y présents (figure Fig.I).

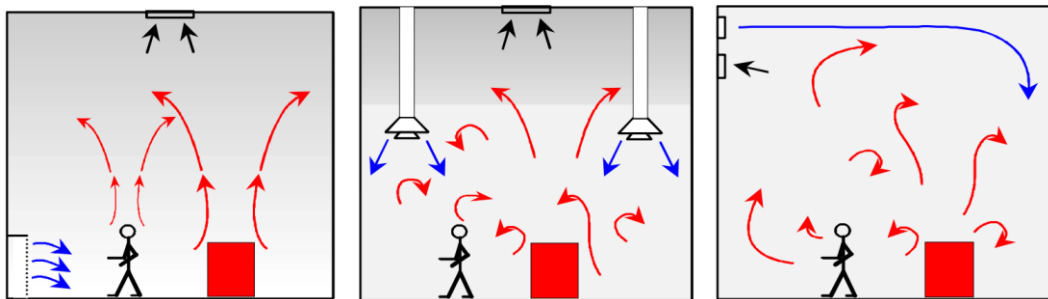


Fig. I. Ventilation par mélange (Hagström et al. 2000).

L'absence d'outils de caractérisation pour ce type d'écoulements dans les pièces de bâtiment ne permet pas de maîtriser la qualité de l'air et engendre de nombreux phénomènes tels que la condensation de l'humidité et l'inefficacité des systèmes de chauffage par court-circuit. L'inconfort des usagers est la principale conséquence dans ce type de situation, à ceci viennent s'ajouter une consommation de l'énergie élevée et la non durabilité du bâtiment.

Ce problème peut être abordé de deux façons différentes, d'abord l'expérimentation qui consiste à étudier les écoulements en utilisant des outils de mesure afin d'accéder aux propriétés physiques du fluide, elle présente l'avantage de s'appuyer sur l'objet réel (une pièce avec ses systèmes d'injection, d'extraction, sources de chaleur...). L'expérimentation est cependant un processus coûteux qui se heurte à divers problèmes sur lesquels nous reviendrons.

Afin de pallier au problème du coût, la simulation numérique a été proposée pour résoudre ce type de problèmes, elle s'appuie sur les équations qui régissent le mouvement d'un fluide comme l'air. Le principal avantage de cette manière de procéder est la possibilité d'agir en phase de conception du bâtiment, ceci permet d'éviter les phénomènes précédemment cités. Les équations utilisées sont assez bien connues et s'appuient sur des bilans locaux :

- Conservation de la quantité de mouvement.
- Conservation de l'énergie.
- Conservation des espèces (air sec, humidité, polluants).

Cependant, les conditions aux limites de la zone à considérer ne sont pas évidentes. Par exemple, les conditions de soufflage d'une entrée d'air dépendent en partie du réseau de d'alimentation situé en amont. De même, une paroi peut présenter des ponts thermiques dus à sa structure interne et aux pièces voisines.

D'autre part, comme nous l'avons déjà précisé, les écoulements d'air dans un bâtiment sont le plus souvent faiblement turbulents, avec éventuellement des transitions laminaire-turbulent : leur organisation présente une grande plage d'échelles géométriques (voir figure Fig. II.)



Fig. II. Transition laminaire – turbulent au-dessus de la flamme d'une bougie
(Wikipedia 2016)

La simulation directe de ces écoulements est alors quasiment impossible car elles nécessiteraient la modélisation de la turbulence et engagent de très gros moyens de calcul. La nécessité de réaliser par expérimentation d'un ensemble de cas de référence typiques des problèmes de bâtiments est donc évidente afin d'aider à la validation des modèles.

I.1. Descriptions mathématiques

En mécanique des fluides, les mouvements des liquides et des gaz sont décrits par les approches de la mécanique des milieux continus, ils représentent des phénomènes extrêmement compliqués et leur compréhension n'est pas encore complètement atteinte notamment en présence de phénomènes de turbulence.

Deux descriptions mathématiques du mouvement des fluides peuvent en effet être distinguées, à savoir la description Eulérienne et la description Lagrangienne. Nous présenterons dans cette première partie les deux représentations et leur formulation mathématique.

I.1.1. Représentation Eulérienne

La description Eulérienne consiste à étudier le mouvement du fluide à des points fixes, elle fournit ainsi la valeur de la vitesse au cours du temps et à un point donné M . Il s'agit donc de particules différentes qui passent au même endroit.

Le champ de vitesse obtenu par cette description est composé de vecteurs $\vec{u}$ décrits comme suit :

$$\vec{u}(M, t) = \vec{u}(x, y, z, t) = dM/dt$$

Où (x, y, z) sont les coordonnées spatiales du point M , t est l'instant du temps de la mesure. Dans le cas des écoulements stationnaires dont les propriétés physiques ne dépendent plus du temps, cette description s'avère la plus adaptée.

I.1.2. Représentation Lagrangienne

Dans la description Lagrangienne, le mouvement du fluide est considéré comme étant la transformation ou le déplacement d'un ensemble de particules. Chaque particule P du fluide est suivie dans le temps tout le long de sa trajectoire, sa position M est connue à chaque instant du temps t .

L'ensemble des trajectoires obtenues permet de décrire l'écoulement du fluide, il permet également de récupérer ses propriétés physiques (vitesse, accélération...).

Le champ de vitesse obtenu par cette description est composé des vecteurs $\vec{u}$ décrits comme suit :

$$\vec{u}(M_0, t) = \vec{u}(x_0, y_0, z_0, t)$$

Les valeurs de la vitesse du fluide sont égales aux vitesses de la particule étant donné sa position initiale M_0 . L'accélération de la particule est donc donnée par :

$$\vec{a} = d\vec{u}/dt$$

I.2. Etat de l'art : Techniques de mesure

Comme présenté dans la section précédente, la représentation des fluides passe a fortiori par une description mathématique, de ces descriptions peuvent naître des outils d'analyse et de mesure qui sont utilisés pour caractériser le comportement du fluide.

La mécanique des fluides numérique (Computational Fluids Dynamics CFD) a longtemps été utilisée dans l'étude des mouvements des fluides, elle se base sur des méthodes de l'analyse numérique pour la résolution des équations aux dérivées partielles décrivant le fluide étudié. Les fluides sont ainsi souvent considérés comme régis par les équations de Navier-Stokes. La résolution de celles-ci fournit la distribution des champs tels que le champ de vitesse, de pression et de température. La technique reste limitée s'agissant des flux d'air de basse vitesse présents dans les pièces de bâtiments, notamment dans les zones autour des sources de ventilation et de chauffage (Biwole et al. 2009). De plus, l'application de la CFD à l'analyse des flux d'air à une échelle importante (pièce de bâtiment) s'avère très coûteux en temps de calcul ((Chen 2009), (Sun & Zhang 2007)).

Devant la complexité croissante des équations différentielles et des incertitudes dues aux méthodes approximatives utilisées lors de la résolution, la CFD semble parfois non appropriée à la caractérisation du mouvement d'un fluide (li2011cfd). D'autre part, des méthodes de mesures expérimentales ont longtemps été appliquées à l'étude des flux d'air intérieurs, elles permettent de caractériser un écoulement fluide et de fournir une information fiable et très détaillée des écoulements, elles peuvent ainsi être utilisées afin de valider les méthodes telles que la CFD et les modèles analytiques et empiriques (Chen et al. 2010).

L'utilisation des méthodes de mesures expérimentales pour évaluer et valider des modèles numériques a en effet fait l'objet de nombreuses études, (Zhang et al. 2009) utilise un modèle basé sur la décomposition de Reynolds appliquée aux solutions de l'équation de Navier-Stokes pour calculer la vitesse et la température de l'air, ainsi que la concentration en contaminants dans une cabine d'avion. Les résultats numériques ont été validés par un ensemble de mesures par anémomètre à ultrasons, la mesure étant ponctuelle, la sonde a dû être déplacée manuellement afin d'obtenir une valeur à plusieurs endroits. L'inconvénient principal de cette méthode est la perturbation du flux causée par le déplacement l'outil de mesure. Des méthodes optiques non intrusives telles que la méthode de Vélocimétrie par Images de Particules (PIV) ont également été appliquées à la validation des résultats de la simulation numérique grâce à l'information quantitative détaillée que la méthode fournit dans le cas des flux turbulents ((Lin et al. 2006), (Cao et al. 2014)).

Nous présentons dans cette partie du chapitre une liste non exhaustive des techniques expérimentales les plus utilisées en mesure des flux d'air dans les

bâtiments, les avantages et les inconvénients de chacune d'entre elles et les configurations expérimentales pour les utiliser. Celles-ci peuvent être organisées en deux catégories principales selon la présentation mathématique adoptée : les techniques Eulériennes et les techniques Lagrangiennes.

I.2.1. Méthodes Eulériennes

Anémométrie par fil chaud (Hot-wire anemometers HWA):

L'anémométrie par fil chaud est une approche qui mesure la vitesse du flux par le changement thermique enregistré sur un fil très fin, le fil utilisé est chauffé par un courant électrique et refroidi au fur et à mesure que le flux le traverse. Cette méthode fournit une mesure de très haute résolution temporelle grâce à la taille réduite des sondes utilisées, ces dernières permettent de diminuer considérablement les temps de réponse. La méthode fournit une résolution spatiale millimétrique, elle peut donc être utilisée pour la mesure de fluctuations de la vitesse de l'ordre de 10000 Hz et des vitesses allant jusqu'à 0.01m/s. Cet outil s'est avéré bien adapté à l'étude de phénomènes turbulents, cependant, il ne permet d'obtenir aucune information sur la direction de la vitesse.

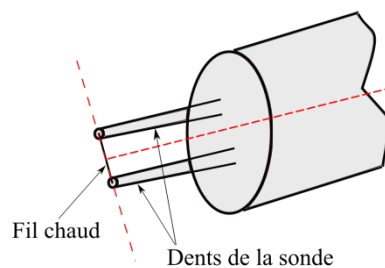


Fig. 1. Anémomètre à fil chaud.

Malgré la nature Eulérienne des mesures obtenues par cette technique, il a été démontré qu'un passage à des données Lagrangiennes est possible en appliquant l'hypothèse de Taylors (dite turbulence gelée) pour transformer les mesures du domaine temporel au domaine spatial ((Gulitski et al. 2007), (Gylfason et al. 2004)).

Anémomètre ultrason

Ce type d'outils est principalement utilisé pour les mesures météorologiques telles que la vitesse et la direction du vent. Le principe de cette méthode se base sur la variation de la vitesse des ondes de son provoquée par le changement de la vitesse de l'air autour de l'outil.



Fig. 2. Capteur d'un anémomètre à ultrasons.

L'anémomètre à ultrason est facilement mis en œuvre et permet d'obtenir les trois composantes de la vitesse ainsi que les densités de turbulence. Cependant, la taille importante de son capteur perturbe d'une manière significative le flux observé.

Anémométrie par laser Doppler (Laser Doppler anemometer LDA)

L'anémométrie par laser Doppler permet de mesurer la vitesse des particules d'un fluide, cette vitesse est considérée comme égale à la vitesse du fluide. La méthode consiste à éclairer le flux en émettant une onde électromagnétique, la comparaison des fréquences émises par le laser et celles diffusées par les particules permet de calculer la vitesse.

Cette technique optique est développée pour mesurer un intervalle très large de vitesses, elle fournit une mesure de la vitesse tridimensionnelle avec une grande précision (Goldstein & Kreid 1967). Elle reste cependant une mesure ponctuelle et ne permet pas d'obtenir une vue globale du flux, afin de pallier à cette limite, une méthode de vélocimétrie par Doppler globale a été développée (Meyers 1995).

Anémomètre à hélices (Rotating-vane anemometer)

L'anémomètre à hélice mesure la vitesse de l'air au moyen de la variation de pression. La vitesse angulaire de rotation de l'outil est en effet proportionnelle à la vitesse de l'air qui le traverse. La méthode permet de mesurer des vitesses allant de 0.25 à 30 m/s avec une précision de $\pm 0.05 \sim 0.1$ m/s (Sun & Zhang 2007). Ces anémomètres sont simples à utiliser mais ne permettent pas d'obtenir la résolution temporelle nécessaire pour l'étude des phénomènes turbulents.

Les méthodes susmentionnées font partie des techniques de mesures intrusives, les outils utilisés pour réaliser la mesure (fil, broches, sondes etc.) sont placés dans le fluide étudié, l'écoulement est donc forcément perturbé et la mesure

est localement affectée. Afin de remédier à ce problème, des méthodes non intrusives telles que Vélocimétrie par Images de Particules et le suivi Lagrangien de particules ont été proposées et étudiées.

Vélocimétrie par traces de particules (Particle streak tracking PST) :

Le principe de cette technique consiste à éclairer un plan du volume observé en générant une séquence d'impulsions laser, un système de synchronisation est utilisé. Il permet également de synchroniser le temps d'exposition de la caméra. La méthode est similaire à la méthode PIV, elle permet cependant d'obtenir un champ de vitesse tridimensionnelle (Müller et al. 2001). En effet, tandis qu'en PIV les impulsions sont de longueurs d'onde égales, la première impulsion envoyée par le système PST est plus longue que la deuxième. Ceci permet de récupérer la direction 2D des particules et la troisième composante de la vitesse en ajoutant une caméra supplémentaire.

Vélocimétrie par Images de Particules (Particle Image Velocimetry (PIV))

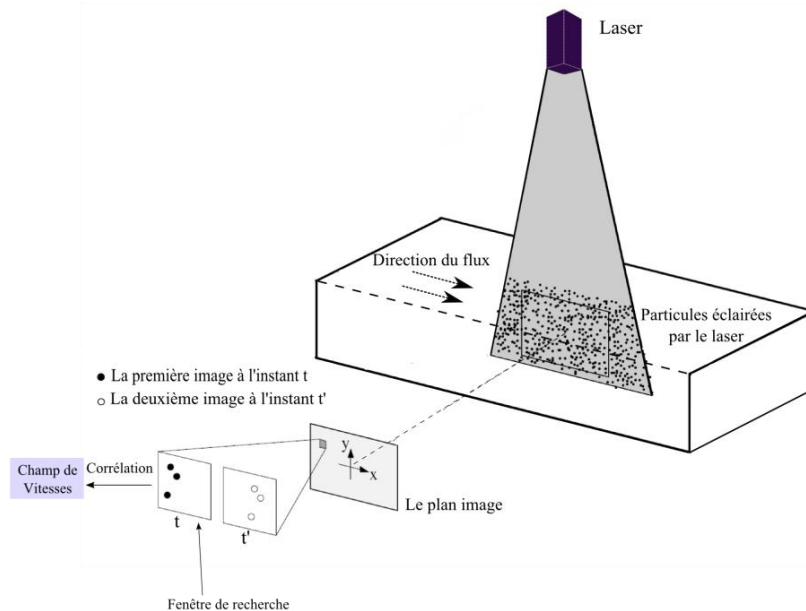


Fig. 3. Schéma global de la PIV.

La méthode PIV est une approche expérimentale non-intrusive qui permet d'obtenir une mesure quantitative des champs de vitesse. Cette technique fait partie des techniques optique, elle utilise en général un laser coupant le volume qui contient le fluide étudié, ceci permet d'éclairer le plan couvert par les pulsations

envoyées par le laser (voir la figure Fig.3.). Ainsi, au fur et à mesure que les particules traversent le plan, deux images sont acquises successivement, l'intervalle de temps entre les deux acquisitions dépend principalement de la vitesse moyenne du flux : il doit être suffisamment long afin de saisir le déplacement des particules, et suffisamment court pour que les particules ne quittent pas le plan laser.

Les images enregistrées sont utilisées par un algorithme de calcul basé sur la corrélation croisée entre les régions des images aux deux instants successifs : l'estimation de la vitesse instantanée est réalisée en choisissant une fenêtre d'interrogation dans l'une des deux images et une fenêtre de recherche dans l'autre; la position de la meilleure corrélation est ensuite calculée. Ainsi la vitesse est calculée indirectement comme un déplacement $D(X; t'', t')$ des traceurs dans un intervalle de temps $\Delta t = t'' - t'$ (westerweel1997):

$$D(X; t'', t') = \int_{t'}^{t''} v[X(t), t] dt \quad (1)$$

Où $v[X(t)]$ est la vitesse des particules (elle est égale à la vitesse locale $u(t)$ du fluide avec une erreur qui dépend des traceurs utilisés). L'équation (1) montre que la vitesse calculée par la méthode est une vitesse moyenne sur un intervalle fini Δt , comme illustré sur la figure Fig.4. :

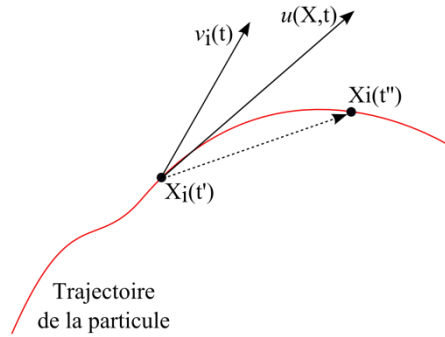


Fig. 4. Le déplacement des traceurs considéré comme une approximation de la vitesse du fluide étudié (Westerweel 1997).

Le déplacement D n'est donc qu'une approximation de la vitesse réelle du fluide (cf. relation (1)) avec une erreur ε . Cette erreur est négligée en pratique si l'échelle spatiale et temporelle est importante comparée à la résolution temporelle et les temps d'exposition du système optique (Keane et al. 1995).

Cette technique a été étudiée durant les trente dernières années (Adrian 2005) et est devenue une technique de mesure fondamentale en mécanique des fluides grâce aux avancées récentes des technologies du laser, le traitement d'images et les logiciels dédiés à la PIV ((Raffel et al. 2013), (Keane et al. 1995)). Une quantité d'informations importante est ainsi rendue accessible, notamment l'information planaire (2D) décrivant les champs de vitesse du fluide. De plus, l'extension de

cette mesure au domaine volumétrique est rendue possible grâce à des méthodes telles que la PIV stéréoscopique et la PIV multi-plan ((Prasad & Adrian 1993), (Kähler & Kompenhans 2000), (Gaydon et al. 1997)), la PIV holographique ((Katz & Sheng 2010), (Meng et al. 2004), (Pan & Meng 2003)), la SPIV (Scanning PIV) (Brücker 1997) et la PIV tomographique ((Elsinga et al. 2006), (Scarano 2012)). Dans ces techniques, une corrélation croisée tridimensionnelle est alors réalisée à partir des images provenant de plusieurs caméras.

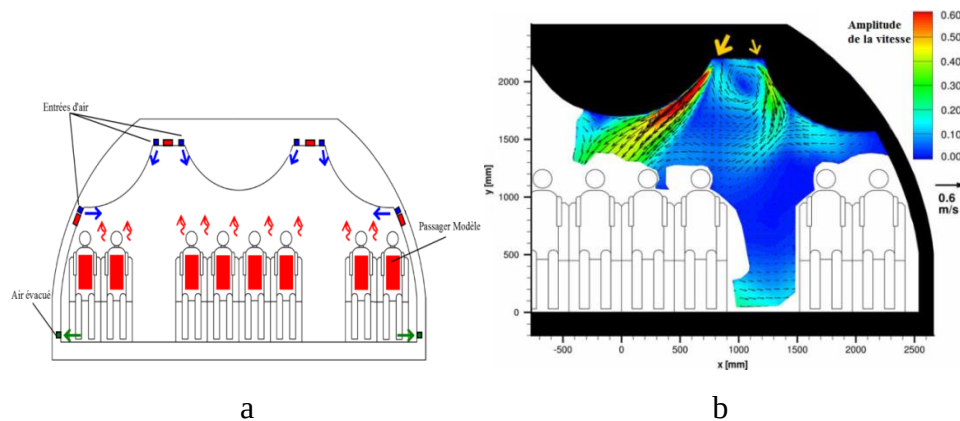


Fig. 5. Modèle générique d'une cabine avion A380 (Bosbach et al. 2006).

La méthode PIV peut être limitée par la surface que le laser peut éclairer (Kähler et al. 2012), cependant elle ne nécessite pas une identification des particules (distinction individuelle des traceurs sur les images acquises), ceci rend la méthode plus appropriée au cas de flux où un nombre élevé de traceurs a été injectés. Des densités trop importantes de particules peuvent néanmoins affecter la précision des mesures dans certains cas, les traceurs peuvent en effet ne plus suivre le mouvement du flux quand l'ensemencement est très dense. Par ailleurs, la taille de la fenêtre de recherche appliquée dans le cas de la PIV dépend de la taille des particules utilisées et de leur densité (Raffel et al. 2013), ceci peut engendrer des erreurs lors de changements brusques de densité de particules. Afin d'éliminer les erreurs dues aux changements de densité, une corrélation d'un ensemble composé d'un seul pixel à la fois est utilisée dans (Scharnowski et al. 2012), la précision de la détermination des vecteurs vitesses est augmentée, cependant, l'incertitude de cette méthode est principalement due à la taille des traceurs utilisés. En effet, dans certains cas d'ensemencement par des traceurs de tailles réduites tels que les gouttes d'huile, les erreurs de mesures dues à l'effet du *peak locking* sont souvent accentuées, des approches telles que la mise en cohérence de la corrélation (Chen & Katz 2005) et l'utilisation d'une fenêtre de corrélation mobile (Gui & Wereley 2002) ont été proposées afin de réduire ce phénomène.

La PIV a été utilisée dans des volumes à grande échelles (Large scale PIV) à savoir une cabine d'avion dans (Bosbach et al. 2009a). Leur technique a permis

d'observer les flux d'air convectifs présents dans un volume allant jusqu'à 12.6 m^3 grâce à l'utilisation des bulles de savon remplies à l'hélium et d'un laser Nd:YAG à grandes puissances. La figure (Fig.5.a) montre une vue transversale de la cabine d'avion étudiée dans (Bosbach et al. 2006) et (Bosbach et al. 2009b). Les entrées d'air se trouvant en haut permettent d'injecter l'air dans la cabine, la figure Fig.5.b représente les vecteurs de vitesse instantanée obtenus par PIV sur un plan 2D de la cabine, la partie couverte par le laser et le champ de vision de la caméra est représentée ici.

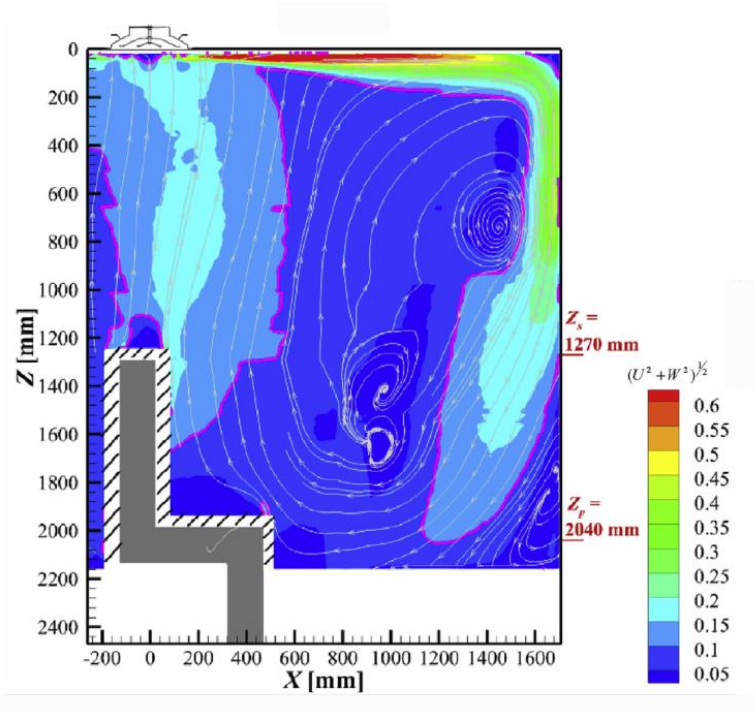


Fig. 6. Distribution de la vitesse du jet autour du diffuseur Aldes (Bragança et al. 2016).

Récemment, des études telles (Bragança et al. 2016) et (Borges et al. 2008) se sont intéressées aux jets radiaux présents dans les pièces de bâtiment et dus aux systèmes de ventilation par mélange. Ces travaux ont étudié les caractéristiques des flux d'air dans une pièce de bâtiment en présence d'un mannequin thermique pour simuler une présence humaine. La méthode PIV a été utilisée dans (Bragança et al. 2016) pour le calcul des champs de vitesses dans une cellule thermo-gardée échelle 1, dans cette étude le plan PIV a été découpé en 8 régions de $1000 \times 670 \text{ mm}$ chacune, l'assemblage de ces portions a permis de reconstruire le champ de vitesses total, la figure Fig.6 montre un exemple de champ de vitesses obtenu dans la cellule de test où le jet radial est dû à l'utilisation d'un diffuseur d'air plafonnier (Aldes n.d.).

La méthode PIV s'est avérée être un moyen de mesure fiable et puissant (Cao et al. 2014), malgré cela, elle reste basée sur un calcul d'une fonction de corrélation

sur des petites fenêtres du flux, les champs de vitesse sont ainsi obtenus en moyennant le champ de vitesse réel. Ceci affecte l'exactitude des mesures déduites par dérivation à partir des champs de vitesse telles que la vorticit  . Ce probl  me peut   tre contourn  , (Novara et al. 2013) propose une approche de pond  ration adaptative du processus de corr  lation, la forme et l'orientation de la fen  tre d'interrogation sont adapt  es en analysant le niveau d'anisotropie des fluctuations spatiales de la vitesse, une forme ellipso  dale est obtenue en se basant sur le calcul des valeurs et des vecteurs singuliers, les exp  rimentations men  es ont d  montr   que l'application de la m  thode a consid  rablement r  duit les fausses oscillations dans les r  gions proches du mur.

Un autre d  fi apparait dans le cas d'une mesure par PIV, en effet, lorsque l'  coulement est turbulent, les traceurs ont tendance    quitter le plan laser entre deux prises d'images. Ce probl  me peut   tre contourn   en augmentant l'  paisseur du plan laser utilis  , l'inconv  nient est cependant la diminution de la puissance des pulsations envoy  es. Les performances de la m  thode sont ainsi intimement li  es aux avanc  es technologiques dans le domaine des lasers, cam  ras et machines de calcul. La dur  e des calculs des champs de vitesses PIV a   t   divis  e par un facteur de l'ordre de 1 000 en 15 ans gr  ce    l'  volution de ces moyens.

L'  tude pr  sent  e dans ((Schr  der et al. 2011), (Schr  der et al. 2008)) est une illustration du potentiel de la technique PIV tomographique, leur   tude s'  st int  ress  e aux flux turbulents de l'air pr  sent dans les zones proches des parois, la m  thode d  velopp  e fournit une r  solution temporelle assez   lev  e. Dans ce cas de flux turbulents, la description Eul  rienne s'  st av  r  e insuffisante pour la compr  hension des mouvements des flux, ainsi, ils proposent d'utiliser une PIV tomographique combin  e    une PIV    r  solution temporelle   lev  e rendue possible gr  ce    l'utilisation de cam  ras CMOS rapide. L'inconv  nient de cette m  thode est sa limitation par la puissance des lasers utilis  s en hautes fr  quences (quelques mJ/pulsation    10 kHz pour un laser high-speed Nd:YLF) compar   aux lasers utilis  s par la PIV (jusqu'   400 mJ/pulsation    10 kHz pour un laser Nd:YAG). La m  thode est souvent confront  e au probl  me des densit  s d'ensemencement insuffisantes    cause des taux de production faibles des g  n  rateurs de traceurs. La PIV tomographique a   galement   t   utilis  e afin d'  tudier les flux d'air pr  sents dans un volume ferm   (K  hn et al. 2011), cette   tude repr  sente le plus grand volume   tudi   par PIV tomographique jusqu'   nos jours ($75 \times 45 \times 16.5 \text{ cm}^3$), l'  tude d  montre que l'utilisation de bulles de savon remplies    l'h  lium comme traceurs est possible quand le volume est ferm  , la configuration r  sout le probl  me des densit  s d'ensemencement insuffisantes dans le cas des volumes ouverts.

I.2.2. Méthodes Lagrangiennes

La visualisation des fluides fait partie des méthodes expérimentales les plus utilisées à nos jours, elle représente l'avantage d'être non intrusive : la lumière éclairant le flux étudié n'entraîne aucune perturbation significative. Cependant, les fluides étudiés sont souvent transparents, ils s'agit donc d'objets de phase qui ne modifie la lumière qui les traverse qu'en modifiant le temps de parcours de ses ondes. Il est alors nécessaire d'utiliser des particules qui simulent de la manière la plus fidèle le mouvement du fluide et qui présentent la propriété d'être visibles par les outils d'acquisition d'images. De nombreux traceurs ont été utilisés tels que la fumée, les gouttes d'huile et les bulles de savon remplies à l'hélium. La figure Fig.7. montre un exemple d'un écoulement aérodynamique visualisé en utilisant la vapeur d'eau injectée autour d'un profil aérodynamique.

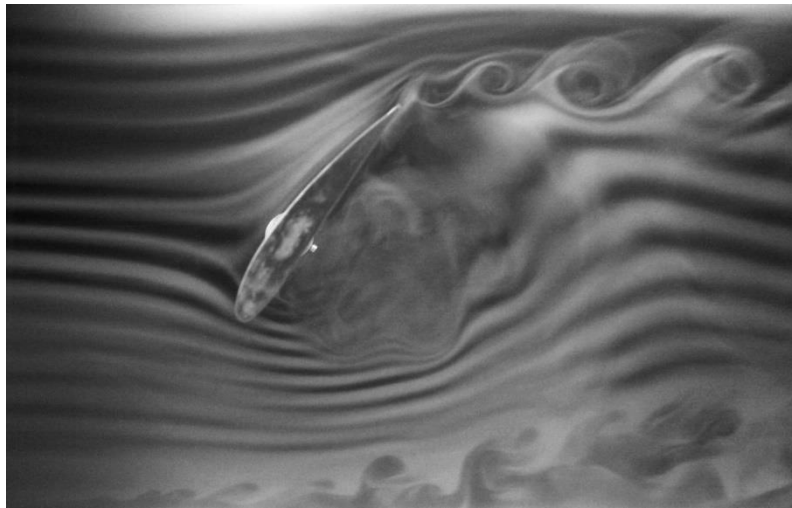


Fig. 7. Visualisation de l'écoulement autour d'un profil aérodynamique NACA (Visualization-wind-tunnels 2000).

Vélocimétrie par Suivi Lagrangien de particules (Particle Tracking Velocimetry (PTV))

Parmi les méthodes optiques existantes, la Vélocimétrie par Suivi Lagrangien de particules (Particle Tracking Velocimetry (PTV)) représente une technique puissante qui permet de fournir des mesures tridimensionnelles fiables. Cette approche Lagrangienne consiste à observer un volume 3D contenant un fluide, le but est de suivre le mouvement de ses particules pendant leur déplacement. Elle permet ensuite de reconstruire la trajectoire de chacune des particules dans l'espace tridimensionnel. La méthode utilise des caméras rapides et synchronisées et des traceurs de densité neutre par rapport au fluide étudié (Fig.8.). Contrairement aux approches optiques présentées précédemment telles que la méthode PIV, la

méthode PTV nécessite l'identification de chacune des particules utilisées comme traceurs et injectées dans le volume observée.

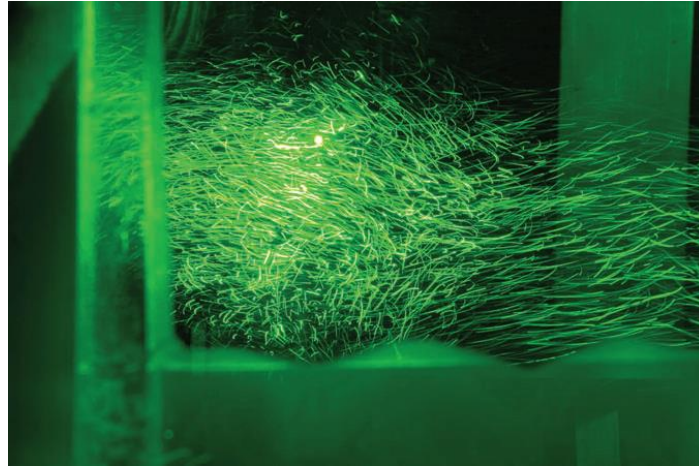


Fig.8. Particules en polystyrène éclairées par un laser YAG vert (Toschi & Bodenschatz 2009).

L'idée de suivre des particules de densité neutre qui simule le mouvement d'un fluide a été proposée par (Snyder & Lumley 1971), la figure Fig.8 présente un exemple de particules en polystyrène éclairées par un laser. Un système de suivi stéréoscopique de particule a été ensuite conçu par (Chang et al. 1984) et appliqué pour la caractérisation de phénomènes complexes tels que la turbulence. Depuis, de très nombreuses études se sont intéressées au développement des systèmes expérimentaux basés sur cette technique optique ((Racca & Dewey 1988), (Malik et al. 1993), (Maas 1990), (Maas et al. 1993)), le but étant de caractériser les flux et fournir un outil de diagnostic fiable. Ces études se sont focalisées sur les dispositifs matériels à utiliser dans la PTV ainsi que les méthodes de calcul des trajectoires et des champs de vitesse.

Les traceurs les plus utilisés dans le cadre de la méthode PTV appliquée à l'étude de flux d'air sont des bulles de savon remplies à l'hélium et de densité neutre par rapport à l'air, (Melling 1997) décrit les différents traceurs utilisables par la procédure expérimentale du suivi Lagrangien en proposant un moyen d'estimer la taille des traceurs à utiliser pour un flux donné, le calcul se base sur les propriétés turbulentes du flux, les traceurs microscopiques se sont avérés inutilisables dans le cas du suivi Lagrangien à grand échelle à cause de la quantité de lumière insuffisante qu'ils réfléchissent.

(Hadad & Gurka 2013) a démontré l'influence de la densité d'ensemencement sur la précision des mesures de la PTV, l'étude s'est intéressée à l'effet de la densité des traceurs sur les champs de vitesse calculés par PIV/PTV, les métriques relatives à la turbulence ont été également observés, les résultats des tests expérimentaux ont

démontré que l'influence des densités élevées des traceurs est plus importante quand le nombre de Reynolds est plus élevé. De plus, la densité des traceurs doit être choisie de manière à ne pas saturer le volume car ceci rend leur identification impossible et augmente l'interaction entre les particules, la densité neutre par rapport aux flux n'est alors plus vérifiée.

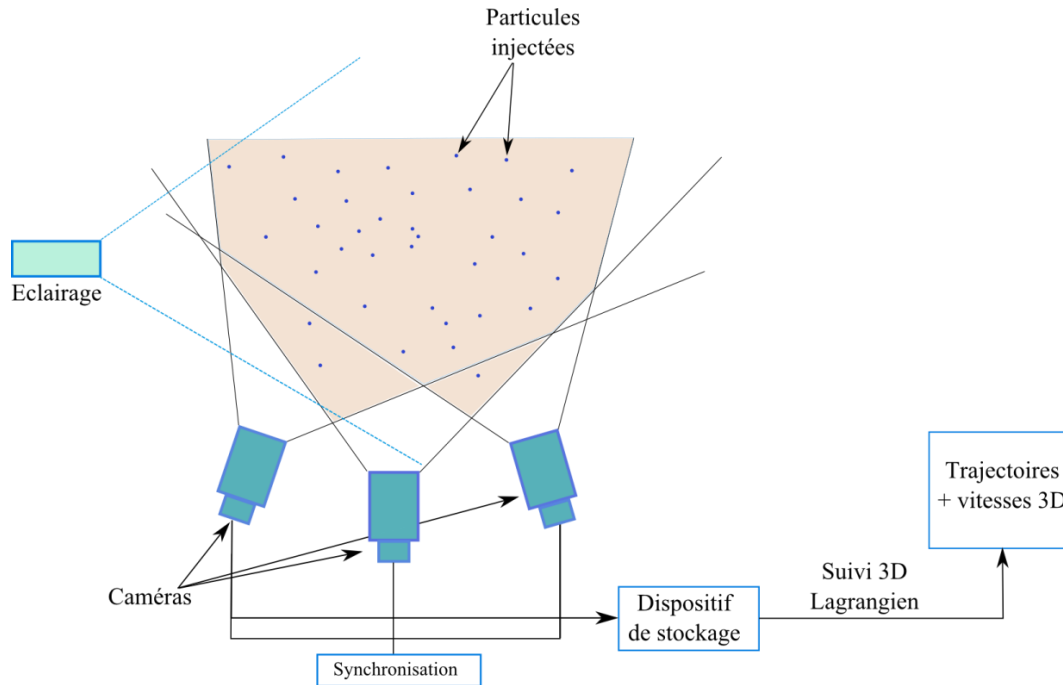


Fig. 9. Procédure expérimentale de la méthode de vélocimétrie par suivi 3D Lagrangien.

Des études telles que celle menée par (Kerho & Bragg 1994) ont démontré la capacité des bulles de savon remplies à l'hélium à suivre d'une manière fiable le flux d'air étudié grâce à leur densité neutre, ceci a été réalisé en évaluant les trajectoires de ces traceurs autour d'une région de stagnation sur le bord avant d'un profil aérodynamique. Une étude similaire a été réalisée par (Scarano et al. 2015), le but de cette étude est d'évaluer le comportement dynamique des bulles de savon remplies à l'hélium de taille microscopique, ce type de traceurs représenterait une alternative aux traceurs millimétriques difficiles à générer à des densités très élevées (supérieures à 400-500 bulles par seconde), d'autre part, l'intérêt d'étudier ces traceurs est la quantité importante de lumière réfléchies par leur paroi comparée aux particules microscopiques souvent utilisées par la méthode PIV (fumée, gouttelettes d'huile). La fiabilité de ces particules microscopiques a été démontrée pour l'étude quantitative de la vélocimétrie des flux d'air. La figure Fig.10 démontre la capacité des bulles de savon remplies à l'hélium à quatre débits de savon et deux débits d'hélium ($\dot{v}_{he} = 4 \text{ l/h}$ et $\dot{v}_{he} = 5 \text{ l/h}$) de suivre d'une manière fidèle les profils du flux.

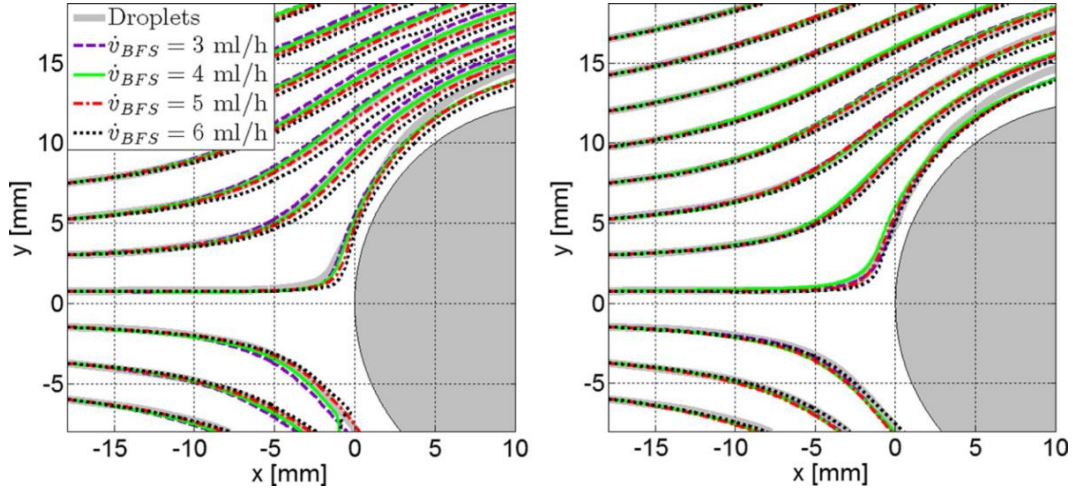


Fig. 10. Profils obtenus par corrélation croisée pour des gouttelettes de vapeur et des bulles de savon remplies à l'hélium à quatre débits de savon et deux débits d'hélium ($\dot{v}_{he} = 4 \text{ l/h}$ et $\dot{v}_{he} = 5 \text{ l/h}$).

La densité d'ensemencement dépend du taux de production du générateur de bulles utilisé, il existe plusieurs types de générateurs conçus afin de fournir des densités d'ensemencement différentes selon les besoins expérimentaux. Un taux de production supérieur à 50,000 bulles/s peut être atteint par les générateurs fournis par LaVision GmbH et basés sur le modèle conçu par le German Aerospace Center (DLR), le principe de ce type de générateur est décrit dans (Bosbach2009). Les générateurs proposés par (Whitson et al. 1975) et (van Overbrüggen et al. 2014) permettent de produire quelques centaines de particules par seconde, ceci s'avère suffisant dans le cas d'une étude des flux d'air présent dans des pièces de bâtiment par suivi Lagrangien PTV.

D'autres traceurs ont été également utilisés dans la littérature, le savon est remplacé par le latex (Lobutova et al. 2010), du polystyrène ((Toschi & Bodenschatz 2009), (Krug et al. 2014)), (Shew et al. 2007) a utilisé des capsules de densité neutre, en plus de leur rôle pour la reconstruction trajectoires Lagrangienne, ces traceurs sont équipés de puces électroniques qui permettent de mesurer la température et l'accélération tout au long de la trajectoire traversée, la taille actuelle de ces traceurs limite leur performance dans des flux turbulents.

La méthode PTV est devenue incontournable grâce aux mesures tridimensionnelles qu'elle fournit contrairement aux méthodes intrusives et aux techniques basées sur la corrélation d'images telles que la PIV. Les mesures fournies par la méthode incluent les champs de vitesse à grande résolution spatiale et temporelle : 1) une précision sous-pixel grâce à l'utilisation d'algorithmes sophistiqués tels que des réseaux de neurones (Pereira et al. 2006). 2) une résolution temporelle importante grâce aux longues trajectoires reconstruites (Nicholas T

Ouellette et al. 2006). La méthode est notamment indispensable s'agissant de flux asymétriques et qui ne présentent pas d'hétérogénéité des structures qui les forment, dans ce type de situations, plusieurs mesures planaires sont nécessaires pour une méthode comme la PIV afin de décrire l'intégrité du champ observé.

La figure Fig.11 montre l'enchaînement des étapes constituant la procédure suivie par la méthode PTV : les images 2D des particules sont acquises par les caméras calibrées et synchronisées (voir figure Fig.8), les particules sont identifiées et leur position sur l'image calculées, le suivi temporel consistant à relier les particules entre elles d'un instant à l'instant suivant (principe illustré par la figure Fig.12) et la reconstruction 3D sont enfin réalisés. Notons que toutes les étapes sont communes aux différents systèmes PTV existants actuellement, à l'exception du suivi temporel et la reconstruction 3D qui, selon les systèmes, peuvent être réalisés dans un ordre ou l'autre. Les approches de suivi Lagrangien se divisent ainsi en deux catégories principales : 1) les approches qui calculent des trajectoires à partir des positions 3D des bulles, 2) les approches qui calculent d'abord les trajectoires bidimensionnelles et les mettent ensuite en correspondance afin d'obtenir une représentation 3D du volume.

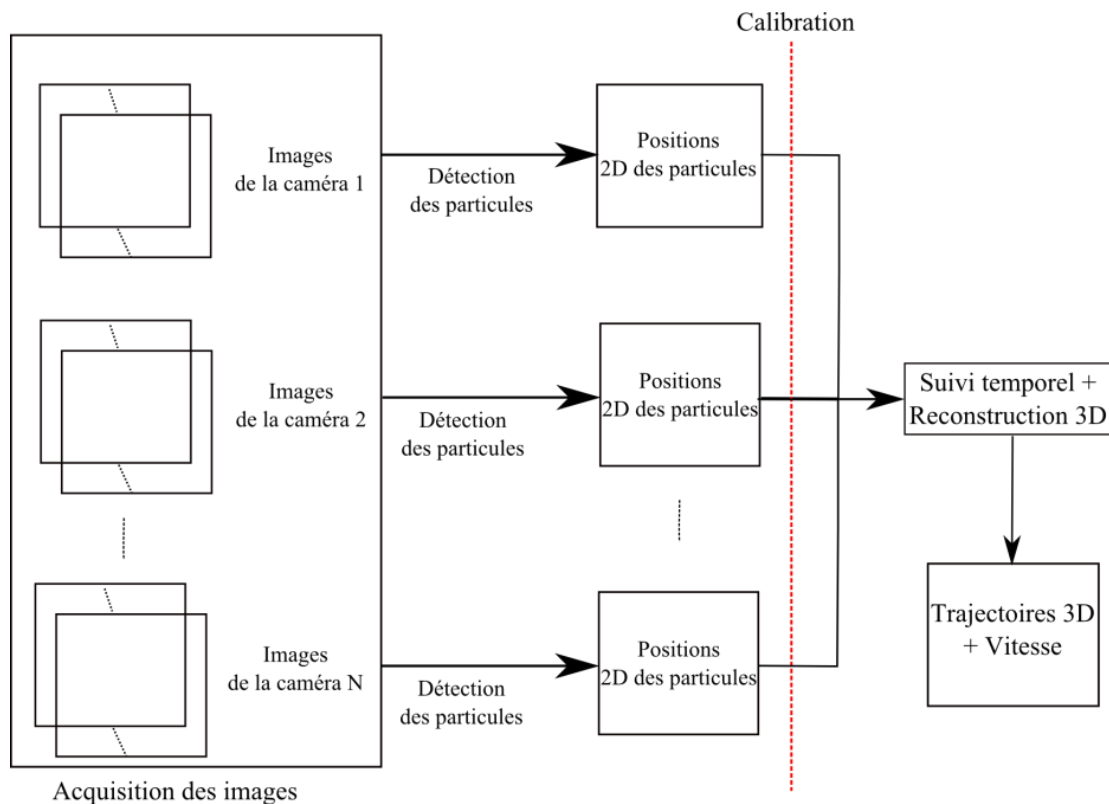


Fig. 11. Procédure de suivi Lagrangien 3D de particules.

La PTV réussit à contourner le problème du suivi tridimensionnel auquel la PIV est souvent confrontée, cependant ce suivi du mouvement des traceurs est souvent atteint en dépit de la résolution spatiale des trajectoires obtenues et du champ de vitesse. En effet, contrairement à la technique PIV, les densités d'ensemencement en traceurs sont moins importantes dans le cas de la PTV. Cette dernière nécessite une identification de chacune des particules, les densités trop élevées feront apparaître des problèmes de superposition des particules (voir figure Fig.13) et rendent difficile la différenciation de celles-ci.

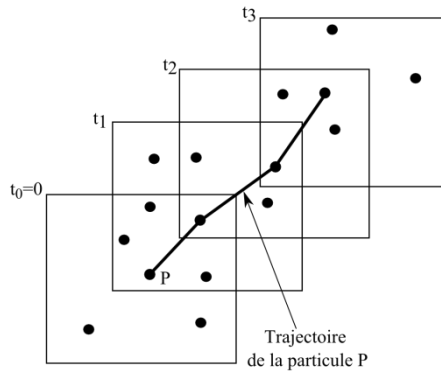


Fig. 12. Trajectoire d'une particule P illustrant le principe du suivi temporel.

L'objectif principal des méthodes qui ont été développées dans ce domaine est de fournir des mesures d'une résolution spatiale et temporelle importante et avec la plus grande précision possible. Des solutions intuitives consistent à augmenter la fréquence d'acquisition des caméras utilisées afin d'améliorer le ratio espacement/déplacement des traceurs, l'utilisation de capteurs à grandes résolutions (supérieures à 4 mégapixels), ou encore la mise en place de systèmes de plus de quatre caméras afin d'augmenter la précision de la reconstruction 3D (Zhang & Barker 2014). Cette dernière solution permet également de résoudre la plupart des ambiguïtés notamment à l'étape de la mise en correspondance des particules, cependant elle augmente considérablement la complexité des algorithmes de reconstruction et la quantité de données à traiter : un système de quatre caméras dotées de capteurs à 4 méga pixels et enregistrant à 180 images/seconde génère 170 GB en 60 secondes d'enregistrement. Un traitement des données en temps réel s'avère impossible sur une machine de calcul classique, d'autre part, un nombre insuffisant d'images engendre des problèmes de convergence.

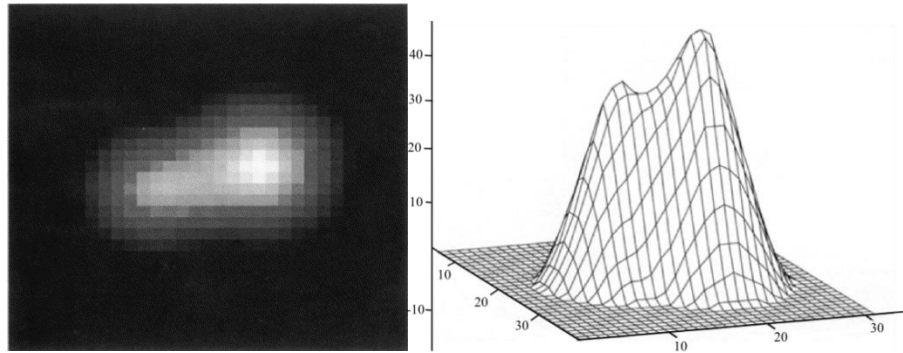


Fig. 13. Superposition de particules (Guezennec1994) : a) image en niveaux de gris. b) courbe 3D de niveaux.

L'apparition des « caméras intelligentes » a permis de contourner ce problème, ce type de caméras fournit un système de vision qui comportent des architectures embarquées telles que les FPGAs (Field-Programmable Gate Arrays : réseaux logiques programmables) afin de garantir l'acquisition des images et un prétraitement de leur contenu. Elles permettent ainsi de réduire considérablement les débits de transfert entre les caméras et le calculateur tout en accomplissant un traitement des images en temps réel (Kreizer & Liberzon 2011). (Chan et al. 2007) ont proposé une solution qui consiste à implémenter un circuit entre les caméras et les calculateurs, le circuit permet d'exécuter un algorithme de binarisation par un seuillage des images acquises, malgré la perte d'information due au choix empirique des valeurs des seuils, la méthode a réussi à réduire les débits de transfert des données par un facteur de 100 à 1000. D'autre part, les avancées récentes dans le domaine des processeurs de cartes graphiques (GPU) ont permis d'augmenter le nombre de caméras utilisées par les systèmes de suivi de particules, tout en garantissant le traitement en temps réel des informations. Le système décrit dans (Barker et al. 2012) et (Zhang & Barker 2014) est basé sur un algorithme parallèle, le but de cette architecture est de mettre en œuvre un système temps réel extensible à un nombre quelconque de caméras. L'algorithme parallèle proposé permet de traiter les images envoyées par les caméras en distribuant les traitements sur l'ensemble des processeurs (GPUs et CPUs) constituant le système. L'hétérogénéité des processeurs a été utilisée pour analyser les images et calculer les correspondances entre elles tout en réduisant considérablement les temps de calculs.

(J.-T. Kim et al. 2016) et (Jin-Tae Kim et al. 2016) ont utilisé la méthode PTV afin d'étudier des écoulements provenant de sorties d'injection de forme circulaire et semi-circulaire, la méthode proposée utilise un jeu de miroirs séparateur d'images pour obtenir quatre vues du volume observé par une seule caméra. Ainsi, elle a permis de caractériser le flux et d'extraire ses propriétés Lagrangienne à savoir les trajectoires, le champ de vitesse, l'accélération et la

courbure des trajectoires. Cette étude s'est cependant limitée à des volumes réduits (quelques centimètres cubes).

L'étude des phénomènes de turbulence est l'une des applications les plus importantes du suivi Lagrangien de particules, en effet, la description Lagrangienne fournit un moyen d'accès direct à la dynamique du flux, elle permet notamment d'obtenir une description fiable des champs de vitesses instantanées, ceci constitue un moyen complet pour la caractérisation des structures complexes dans les flux turbulents instables. Malgré les difficultés que cette application présente, un très grand nombre de travaux se sont intéressés à l'étude Lagrangienne des propriétés caractéristiques des flux turbulents et à la dynamique des vorticité en zone de turbulence ((Lüthi et al. 2005), (Voth et al. 1998), (Ott & Mann 2000), (Yeung et al. 2007), (Ayyalasomayajula et al. 2006), (Guala et al. 2007), (Nicholas T. Ouellette et al. 2006), (Xu et al. 2006), (Biferale et al. 2005), (Toschi & Bodenschatz 2009) et (Schumacher 2009), holzner2008). Cependant, les techniques proposées se limitent à des volumes réduits (kim2008, satake2006, kreizer2011), la figure fig.14 montre un exemple de champ de vitesse tridimensionnel obtenu à une échelle microscopique par (Kim & Lee 2008), ces résultats se limitant à des échelles semblables ne permettent pas d'observer des phénomènes à des nombres de Reynolds importants (Toschi & Bodenschatz 2009). En effet, l'application de la méthode de suivi Lagrangien à des volumes importants (pièces de bâtiment, cabines d'avion etc.) s'avère très délicate à cause des différents aspects expérimentaux à maîtriser, tels que l'éclairage, le positionnement et la calibration des caméras, ainsi qu'à la complexité des algorithmes de traitement des images utilisés afin de détecter et mettre en correspondance les traceurs injectés dans le volume observé. Par ailleurs, la caractérisation des flux convectifs présents dans des grands volumes dotés de systèmes de ventilation, tels que les pièces de bâtiment reste un problème non résolu, les premières mesures réalisées à des nombres de Reynolds importants se sont inspiré des principes de la physique subatomique ((La Porta et al. 2001), (Mordant et al. 2001), (Voth et al. 2002)), ces études se sont néanmoins limitées aux mesures d'une seule particule.

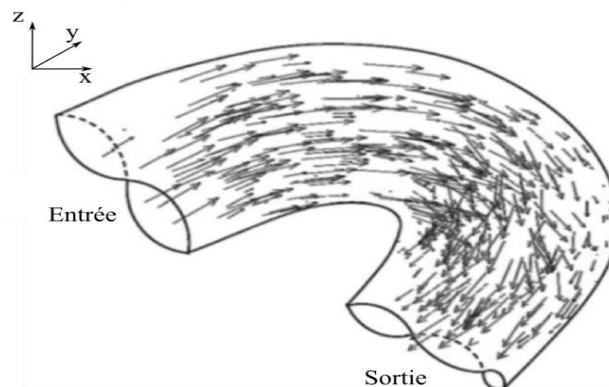


Fig. 14. Champ de vitesse tridimensionnel présent dans un tube microscopique (kim2008).

Les premiers travaux dédiés à la PTV dans les grands volumes ont permis de mettre en place les bases de la procédure expérimentale ((Papantoniou & Dracos 1989), (Maas 1990), (Maas 1993), (Loomans 1998)). Des études plus récentes telles que ((Biwole et al. 2009), (Lobutova et al. 2010), (Zhang et al. 2005)) se sont intéressées à l'application de la PTV à des volumes importants et au calcul des champs de vitesses y présents, (Lobutova et al. 2010) s'est intéressé au phénomène appelé cellules de Rayleigh-Bénard (RB) dans un volume de test cylindrique de 7.15 m de diamètre et 3.58 m de hauteur, des caméras de 8 mégapixels ont été utilisées. Les flux d'air dans ce type de volume résultent des entrées d'air et des sources de chaleur présentes dans la pièce, les fréquences d'acquisition des images utilisées dans cette étude se sont limitées à 3 frames par seconde, ceci réduit la résolution temporelle obtenue et limite ainsi les dynamiques pouvant être observées.

Malgré l'amélioration des performances par des méthodes de suivi actuelles, l'absence d'outils de mesure des phénomènes turbulents dans des volumes fermés rend difficile la caractérisation des écoulements notamment dans les zones à proximité immédiate des parois. Les principales difficultés rencontrées dans ces zones sont dues aux turbulences de fréquences élevées et de petites échelles présents à proximité des murs (Tropea et al. 2007). Des méthodes telles que la PIV ont longtemps été utilisées afin de caractériser ces écoulements, cependant elles ont été confrontées à la complexité des phénomènes : le choix des paramètres (délai entre les pulsations consécutives du laser, puissance et largeur du plan éclairé, etc.); en effet, les valeurs sont souvent applicables à une région restreinte de l'écoulement. De plus la nature tridimensionnelle de ces phénomènes est difficile à caractériser par des méthodes planaires. (Virant & Dracos 1997) a utilisé la méthode PTV pour caractériser les flux à proximité des parois, leur étude a initié le suivi tridimensionnel de particules dans ces zones du volume.

En plus de l'étude des mouvements des fluides, la PTV a été utilisée pour caractériser les phénomènes observés dans le Plasma ((Oxtoby et al. 2012), (Rudakov et al. 2009)). Des techniques plus récentes telles que (Krug et al. 2014) ont été proposées afin d'étudier les champs de vitesses d'un fluide stratifié, la méthode combine le principe de la PTV et la fluorescence induite par laser à balayage (LIF) et permet d'étudier l'évolution du gradient de vitesse et le champ tridimensionnel de densité dans les courant de gravité turbulents. La méthode a été également appliquée à la physique atmosphérique, (Holzner et al. 2008) a utilisé la PTV afin d'étudier l'entraînement atmosphérique entre deux écoulements : l'un turbulent et le deuxième laminaire (formation des gouttelettes dans les nuages humides).

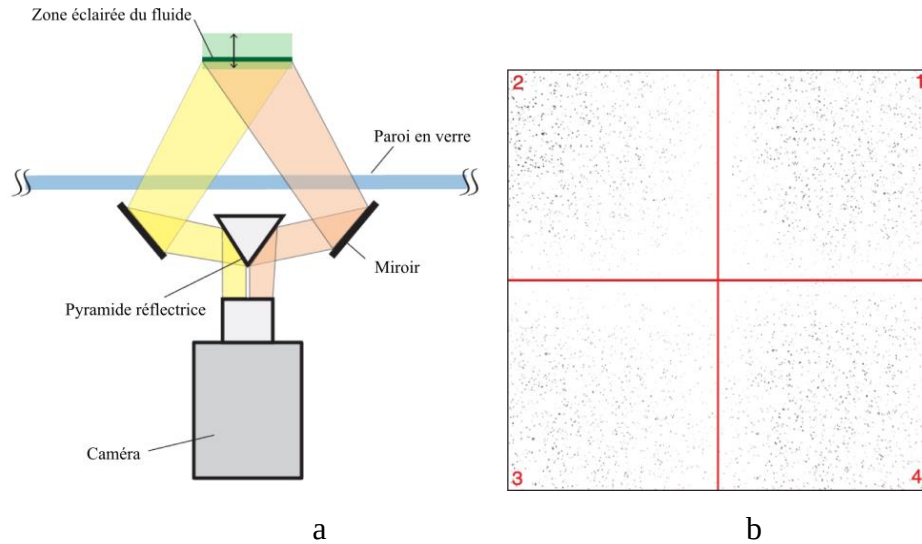


Fig. 15. Vue 2D illustrant le diviseur d'images projetant les différentes vues sur une seule caméra (par simplicité, seulement deux miroirs sont illustrés). b) Exemple d'image acquise par le système (Krug et al. 2014).

Les systèmes d'éclairage utilisés par la méthode PTV diffèrent selon les configurations, les lasers sont utilisés dans les systèmes à échelles réduites, cependant, ils deviennent rapidement insuffisants quand il s'agit de grands volumes à cause de leurs puissances limitées et l'épaisseur réduite de leurs pulsations. Des moyens alternatifs ont donc été proposés, les lampes générant un éclairage uniforme proche de l'éclairage naturel telles que les lampes halogènes présentent les éclairages les plus utilisés dans les systèmes de suivi PTV ((Zhang et al. 2005), (Biwole et al. 2009), (Fu et al. 2015)), ce type d'éclairage peut générer la lumière de façon continue ou pulsée, Par ailleurs, afin d'éviter de perturber le flux étudié par la chaleur émise par ces sources de lumière, des systèmes d'éclairage à lumières Leds (diodes électroluminescentes) ont été proposés comme remplacement (Zhang & Barker 2014), l'autre avantage de ces éclairages Leds est leur basse consommation d'énergie. Les lampes Leds sont également utilisées afin d'éclairer des grands volumes pouvant aller jusqu'à 60 m³. (Steinhoff et al. 2013) utilisent 12 sources d'éclairage (figure Fig.16) composée chacune de 6 lampes leds type Cree XP-G R5 LED, l'angle d'éclairage de ce type de montage est réglable, ainsi les lampes sont placées au-dessous du flux et éclairent un volume d'une dizaine de mètres cubes. Nous présenterons dans le chapitre suivant le type d'éclairage utilisé lors des expérimentations menées dans le cadre de notre travail, nous détaillerons ses caractéristiques la configuration définie pour l'utiliser.



Fig. 16. Source d'éclairage composée de 6 lumières Led type XP-G R5, de diamètre 90 mm et de 15 mm de hauteur (Steinhoff et al. 2013).

Vélocimétrie par suivi Lagrangien à reconstruction tomographique (PTV tomographique) :

Motivé principalement par la limitation des densités d'ensemencement utilisées dans les systèmes classiques de suivi Lagrangien de particules (3D-PTV), des études telles que (Schneiders & Scarano 2016) se sont intéressées à la possibilité d'utiliser les outils mis en place par les approches de la PIV tomographique : dans cette technique plusieurs pulsations de laser sont envoyées en même instant afin de récupérer des projections de la distribution des particules dans le volume 3D. Ces deux techniques (PIV et PTV tomographique) se basent sur la reconstruction de la distribution 3D des particules par tomographie optique, ce problème de reconstruction représente un système linéaire sous-déterminé ainsi la solution correspondant aux projections sur les caméras n'est pas unique, les méthodes algébriques itératives (Herman & Lent 1976) sont utilisées dans ce cas, elles permettent de résoudre itérativement les équations linéaires modélisant le système image. (Elsinga et al. 2006) et (Atkinson & Soria 2007) ont montré que la méthode de résolution itérative MART (multiplicative algebraic reconstruction technique) est la plus adaptée dans le cas de la méthode PTV tomographique.

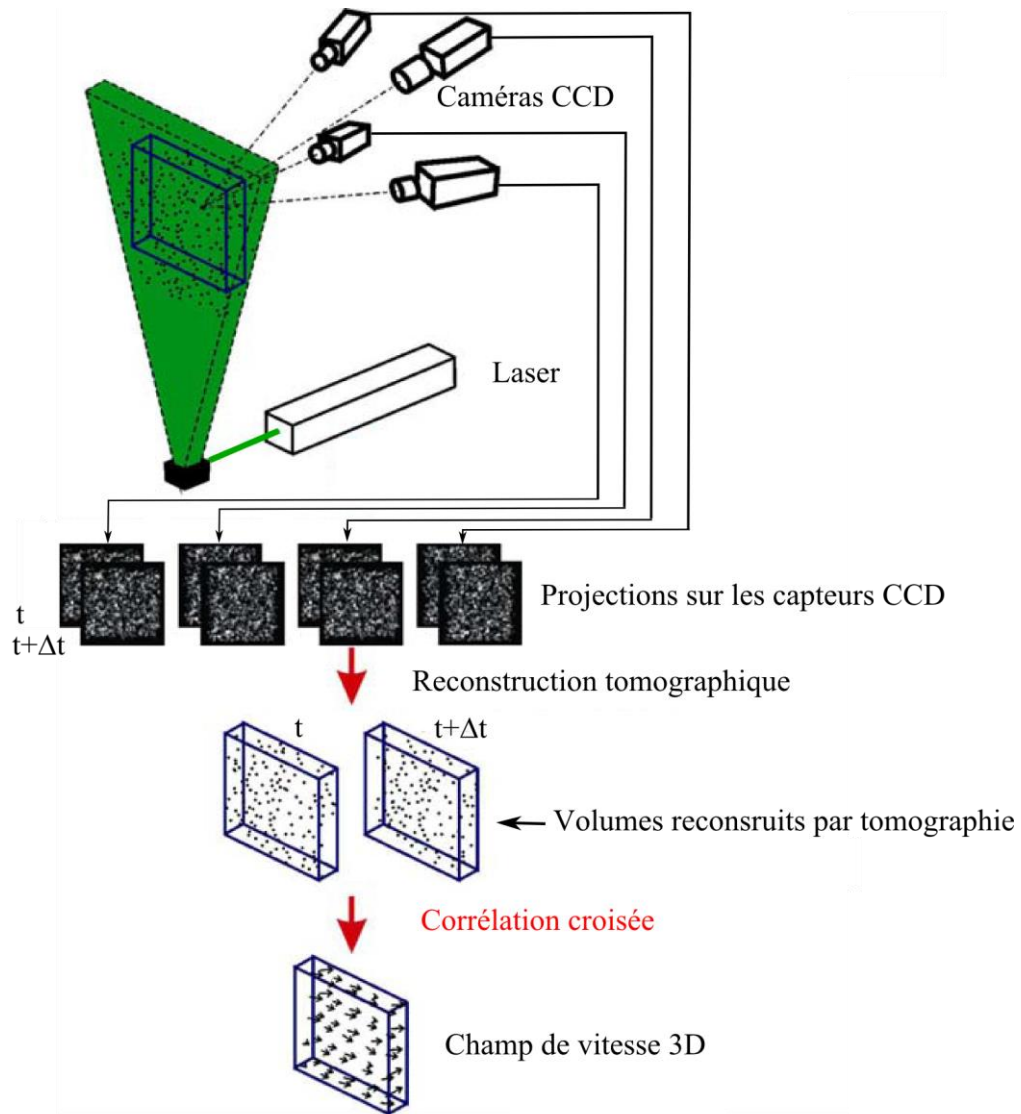


Fig. 17. Schéma global de la méthode PIV tomographique (Elsinga2006).

Le schéma présenté par la figure (Fig.17) montre le procédé de la méthode vélocimétrie par images de particules PIV tomographique : Les traceurs injectés dans le volume sont éclairés par une lumière pulsée (Laser), la lumière réfléchie est alors enregistrée par des caméras synchrones. Les images provenant des caméras (quatre images dans l'exemple illustrant la méthode figure Fig.17) sont utilisées afin de reconstruire le volume 3D aux deux instants successifs du temps (t et Δt) par tomographie, ceci permet d'obtenir deux volumes 3D distincts, ils correspondent chacun à un instant du temps t . Contrairement à la méthode PIV tomographique qui utilise les deux reconstructions pour déduire un champ de vitesse par corrélation croisée, dans la méthode PTV tomographique, un suivi temporel est réalisé afin de relier les points reconstruits dans le premier volume et

ceux du deuxième volume. Les méthodes tomographiques sont souvent limitées par la puissance des Lasers qui décroît considérablement quand la fréquence de pulsation est augmentée.

(Alpers et al. 2015) proposent un algorithme de suivi Lagrangien basé sur une approche tomographique discrète, la méthode a été appliquée afin de reconstruire les champs des vitesses instantanées. Les mesures ont été obtenues en utilisant des particules éclairées par lumière plasma et observées par plusieurs caméras. L'augmentation du nombre de projections utilisées s'est avéré être un moyen très efficace afin d'augmenter la précision de cette méthode tomographique, l'utilisation de plusieurs projections permet en effet d'éliminer les ambiguïtés d'identification de particules. Cette solution implique forcément une grande augmentation des temps de calcul de la méthode, ainsi, l'approche est plus adaptée aux cas d'ensemencements réduits et ou des volumes à échelle réduites, dans ces configurations les temps de calcul restent moins importants.

Afin d'atteindre des densités comparables aux densités utilisées pour la PIV, une méthode hybride a été proposée par (Wieneke 2013) à savoir la reconstruction itérative de la distribution volumétrique de particules. L'approche reconstruit itérativement les positions 3D des particules par un algorithme de reconstruction tomographique, cet algorithme utilise des techniques telles que la reconstruction algébrique multiplicative, cette technique fait partie des approches utilisées par la PIV tomographique et qui permettent de reconstruire les intensités des voxels. En effet, l'algorithme compare les images enregistrées aux projections de la distribution des particules sur un plan tomographique. L'algorithme est combiné à un calcul inspiré de la PTV tridimensionnelle, ainsi les particules sont représentées par des positions 3D au lieu de voxels. Cette méthode s'avère aussi coûteuse en temps de calcul que les méthodes PIV à cause de son principe itératif, de plus, l'inconvénient de cette approche est le phénomène des particules fantômes qui se caractérisent par des faux pics d'intensité, le mécanisme responsable de la formation de telles particules est décrit dans (Elsinga et al. 2011). Cet inconvénient a pu être contourné (Schanz et al. 2013) et (Schanz et al. 2016), l'approche calcule une prédiction de la distribution des particules, une optimisation est ensuite réalisée en « secouant » la distribution actuelle, d'où l'appellation de la méthode : Shaking The Box (STB). La méthode a été appliquée à des ensembles de données synthétiques et expérimentales (Schanz et al. 2016), une grande précision spatiale et temporelle ont été réalisées. Les données utilisées pour la validation de l'approche se limitent néanmoins à des petites échelles (quelques centimètres cubes).

Shake the box :

Cette méthode a été proposée par (Schanz et al. 2013) afin d'augmenter la précision du suivi Lagrangien de particules, l'idée est d'utiliser l'information temporelle pour corriger le résultat de la reconstruction des positions des particules. Ainsi la position 3D d'une particule à un instant t (ou plusieurs instant précédents) est utilisée, à l'instant suivant $t+\Delta t$, afin d'optimiser le calcul de la nouvelle position. Ceci nécessite l'interpolation des n positions précédentes de la particule, la fonction d'interpolation est utilisée pour le calcul d'une prédiction de la position à l'instant $n+1$, la correction de la prédiction consiste à "secouer" le volume 3D contenant toutes les prédictions jusqu'à ce que chacune d'entre elles soit reliées à la position réelle lui correspondant. Les positions réelles sont mises à jour par le processus de triangulation. La procédure est ainsi répétée 4 à 5 fois. De longues trajectoires ont été reconstruites en utilisant cette méthode (figure Fig.18).

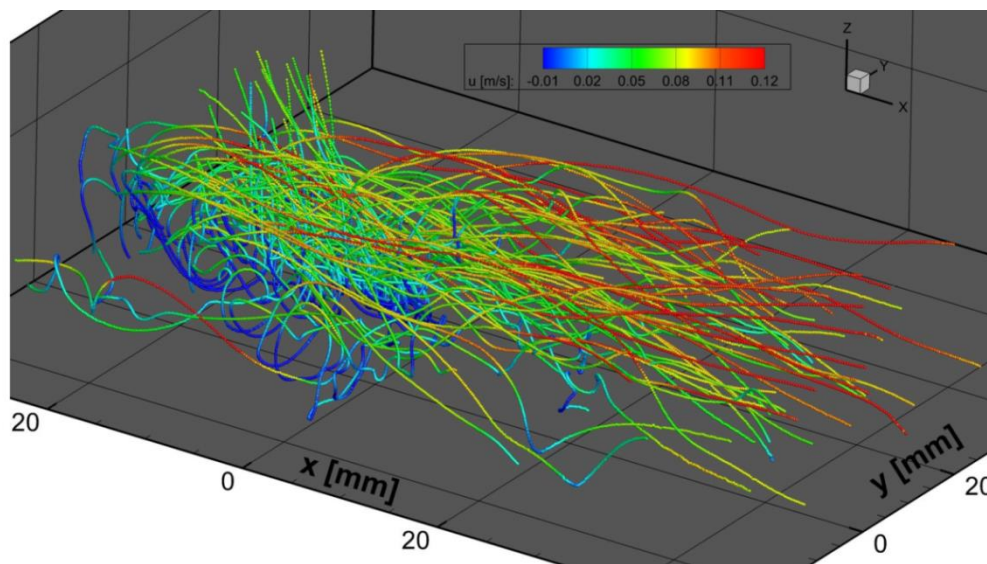


Fig. 18. Trajectoires de longueur entre 596 et 600 obtenues par la méthode Shake de Box (Schanz et al. 2013).

Défocalisation numérique des images de particules (Defocusing Digital PIV (DDPIV)):

Comme présenté auparavant, la PTV utilise plusieurs caméras afin de déterminer les coordonnées tridimensionnelles des particules, la procédure nécessite ainsi une calibration préalable du système. Des approches telles que la défocalisation numérique des images de particules (Defocusing Digital PIV (DDPIV)) proposée par (Willert1992) utilisent une seule caméra, possédant ainsi un seul axe optique. La méthode se base sur un filtrage par motif (*pattern matching*) au lieu de la mise en correspondance stéréoscopique utilisée par les systèmes PTV. De plus, le suivi des déplacements des particules est obtenu par une corrélation

spatiale 3D, ceci reprend la méthode de corrélation employée par la PIV dans un espace planaire.

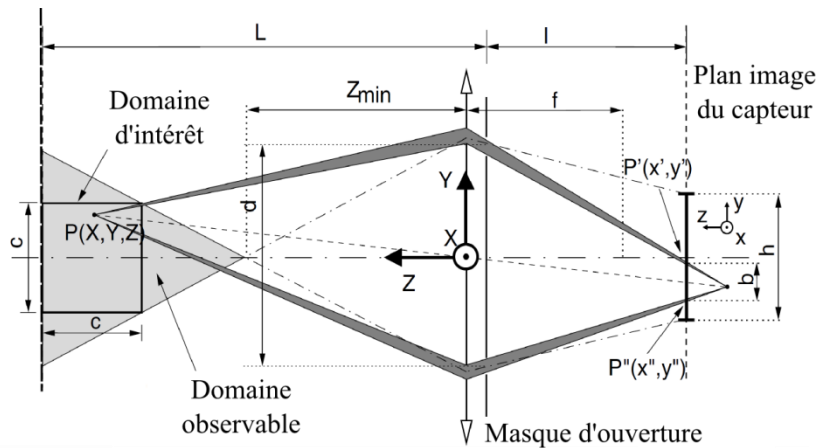


Fig. 19. Schéma simplifié illustrant le modèle optique utilisé par la méthode de défocalisation numérique des images de particules (DDPIV) (Pereira & Gharib 2002).

La figure (Fig.19) illustre le principe de la défocalisation numérique. L'acquisition des images des particules se base sur l'utilisation de plusieurs ouvertures d'objectif de la caméra grâce à un masque d'ouverture. Ainsi, le point P se projette à deux pixels différents P' et P'' (voir la figure Fig.19) selon l'ouverture utilisée, la profondeur à laquelle se trouve le point P est retrouvée grâce à ce changement de l'ouverture, en effet, la distance h est proportionnelle à la profondeur réelle de la position du point P .

Une application de la méthode au cas d'un fluide diphasique est présentée dans (Pereira et al. 2006), le champ de vitesse volumétrique est obtenu par corrélation croisée tridimensionnelle, les performances de la technique ont été étudiées en réalisant un calcul d'incertitudes sous différentes conditions d'expérience (taux du vide, nombre de densité, taille des particules, etc.). (Yoon & Kim 2006) ont utilisé le principe de la méthode afin de reconstruire le champ de vitesse dans un volume à échelle microscopique.

L'utilisation d'une seule caméra simplifie d'une manière significative l'implémentation de la méthode par rapport aux méthodes stéréoscopiques, elle est cependant limitée par le champ de vue qu'une caméra peut couvrir. De plus, un nombre important d'ambiguïtés apparaissent et sont difficiles à éliminer.

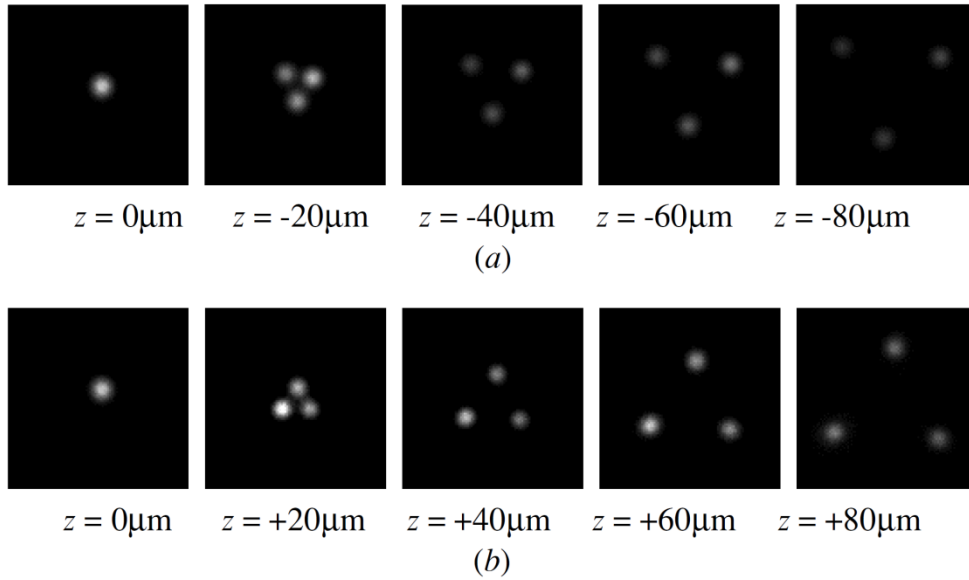


Fig. 20. Images de particules en utilisant trois valeurs d'ouverture en fonction de la distance au plan référence $z = 0$.

Scanning Particle Tracking Velocity SPTV

Alors que la majorité des systèmes de suivi Lagrangien de particules utilisent des méthodes d'éclairage volumétriques, la technique présentée ici (SPTV) un éclairage planaire, (Hoyer et al. 2005) a montré que la taille du domaine observé ainsi que la densité d'ensemencement en traceurs injectés peuvent être considérablement augmentés en subdivisant le volume en plusieurs tranches. En effet, cette subdivision permettrait de réduire le nombre de particules se projetant sur un pixel, ainsi un nombre important d'ambiguïtés sont éliminées à l'étape de la détection et la mise en correspondance. Par ailleurs, la technique permet de réduire le domaine de recherche lors du choix de candidats pour la mise en correspondance stéréoscopique, les particules éloignées du plan éclairées sont automatiquement éliminées par l'algorithme de calcul. Une telle réduction du temps de calcul et du nombre d'ambiguïtés justifie l'augmentation des densités des traceurs.

Afin d'obtenir une résolution temporelle comparée à celle fournie par la méthode PTV classique, un système SPTV doit scanner le volume en entier en un temps égal au temps nécessaire à la PTV classique. Ceci n'est réalisable que si la fréquence d'enregistrement du système f_c est supérieure ou égale à la fréquence du système PTV f_v multiplié par le nombre de subdivisions effectuées sur le volume n (Hoyer et al. 2005):

$$f_c \geq n f_v$$

I.3. Méthodes d'analyse et de traitement d'images appliquées à la détection des particules

Nous nous intéressons dans cette partie aux méthodes d'analyse et de traitement d'images mises en place afin de calculer les positions exactes des particules sur les images 2D. Nous présenterons ainsi les techniques appliquées aux images provenant d'un système optique basé sur la méthode présentée plus tôt dans ce chapitre, à savoir le suivi Lagrangien de particules.

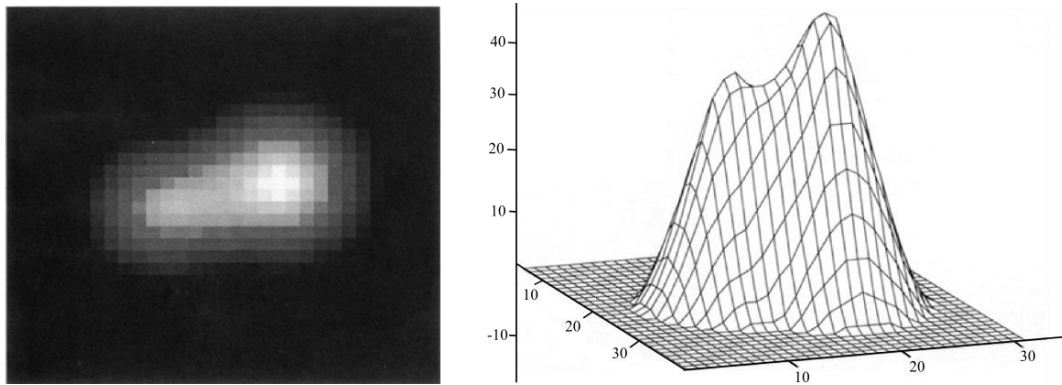


Fig. 21. a. Exemple d'une projection de deux particules (bulles de savon) sur un capteur de caméra, b. représentation de l'intensité des particules en fonction de la position des pixels.

Les méthodes de traitement d'images ont été utilisées dans le cadre des méthodes PTV afin d'identifier les pixels de l'image sur lesquels se projettent des particules traceurs. La limite réelle de ce type de procédé est liée à la nature de ces traceurs, en effet, les bulles utilisées dans le cadre des approches optiques sont tous identiques et se projettent d'une manière similaire sur une image de la caméra. La méthode étant tridimensionnelle (éclairage volumétrique), les particules se trouvant sur le même axe optique d'une caméra se superposent et créent un chevauchement sur l'image enregistrée. Ainsi, un algorithme d'identification des particules doit satisfaire les critères suivants :

1. Robustesse face aux bruits : les caméras utilisées par les systèmes PTV enregistrent des images qui présentent du bruit, ceci est dû à la nature des capteurs CCD. L'algorithme doit être en mesure d'identifier les bulles sans être perturbé par ce bruit.
2. Détection des chevauchements : le champ de vision des caméras contiendra inévitablement des bulles qui se superposent même dans le cas des densités les moins élevées, il est indispensable de pouvoir décerner chacune des particules qui se chevauchent.

3. Précision sous-pixel : la reconstruction de la trajectoire d'une particule dans le temps dépend considérablement de la précision de l'algorithme de détection utilisé.

4. Temps de calcul : la quantité importante de données générées par un système PTV nécessitent le développement de méthodes efficaces et rapides afin de diminuer le temps nécessaire pour le traitement de ces données.

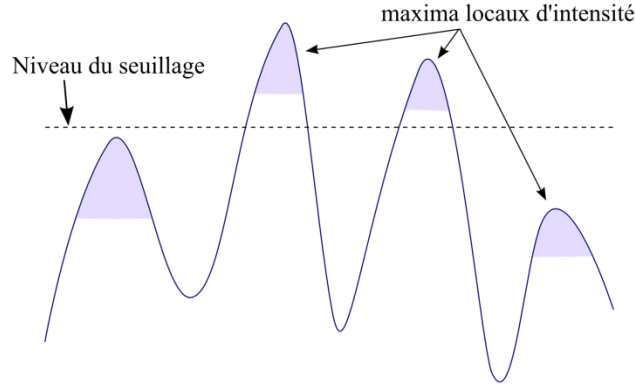


Fig. 22. Binarisation par seuillage appliquée à une image de particules (seuil fixe).

Dans le cas du suivi Lagrangien, les traceurs sont des bulles de savons remplies à l'hélium qui apparaissent comme des pixels plus clairs sur un fond noir (exemple figure Fig.21), une manière intuitive de les détecter est d'appliquer une binarisation par seuillage afin de séparer les pixels de l'image appartenant aux particules (pixels clairs) et ceux appartenant au fond (pixels foncés). L'approche s'avère peu robuste face au bruit et aux changements d'intensité sur les images, cette instabilité est inhérente aux systèmes PTV à cause des éclairages utilisés et à la nature physique des traceurs injectés dans les flux étudié. Par ailleurs, le choix d'un niveau de seuillage élevé entraîne forcément la perte d'un nombre considérable de particules (voir figure Fig.22.). D'autres approches ont été proposées, (Maas 1996) et (Doh et al. 2000) ont utilisé le calcul de la moyenne pondérée, aussi connu sous l'appellation *barycentre*, cette technique nécessite une segmentation préalable de l'image : les pixels sont attribués aux différentes particules. Le centre (x_c , y_c) d'une particule donnée est obtenu en moyennant les positions des pixels qui la composent, cette moyenne est pondérée par le niveau de gris de chaque pixel. Ainsi la coordonnée horizontale x_c du centre de la particule est donné par :

$$x_c = \frac{\sum_p x_p I(x_p, y_p)}{\sum_p I(x_p, y_p)}$$

$I(x,y)$ est l'intensité (niveau de gris) du pixel aux coordonnées (x, y) .

La coordonnée verticale est définie de la même manière. Cette approche ne permet pas de gérer le cas du chevauchement des particules, en effet, deux particules qui se chevauchent forment un groupe de pixels contigus et difficiles à séparer lors de la segmentation. Une méthode a été proposée et utilisée par Maas1993Particle et Maas1996 afin de contourner cette limite, l'approche consiste à considérer l'intensité des pixels comme étant une fonction décroissante, le niveau de gris est ainsi censé décroître au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre de la particule, ce centre est alors un maximum local. Cette hypothèse permet de subdiviser le groupe de pixels en N sous-groupes si N maxima locaux sont détectés. La méthode de la moyenne pondérée représente une des méthodes les plus simples à implémenter, elle représente également l'avantage d'un temps de calcul réduit. Cependant, cette approche est très peu robuste face au bruit et ne permet pas d'obtenir une grande précision de la détection.

(Mann et al. 1999) et (Cowen & Monismith 1997) ont étudié la possibilité de comparer la forme d'une particule à une fonction donnée. La similarité entre la forme des pixels composant la particule et cette fonction permet d'obtenir un modèle que l'on peut appliquer par la suite à chacune des particules de l'image. La distribution de la lumière reflétée par les particules éclairées par la source de lumière peut être décrite par une fonction d'étalement du point (*Point Spread Function* ou *PSF* en anglais), cette approximation est utilisée pour comparer l'intensité des pixels d'une particule à une fonction largement utilisée dans ce domaine, il s'agit de la fonction Gaussienne données par (Mann et al. 1999). L'algorithme proposé consiste à :

1. Parcourir l'image jusqu'à ce qu'un maximum local soit trouvé.
2. Une région englobant le maximum local est identifiée (les pixels appartenant à cette région ont une intensité inférieure à un seuil donné), la région peut contenir plusieurs maxima locaux, dans ce cas, le nombre n de maxima locaux correspond au nombre de particules qui se chevauchent.
3. La somme de N fonctions Gaussiennes est mise en correspondance avec les pixels de la région définie : une méthode efficace a été proposée par (vetterling1992) pour le calcul de la mise en correspondance, elle est souvent utilisée dans ce type algorithme (Mann et al. 1999). L'estimateur de correspondance entre la particule et la fonction Gaussienne est donné par calcul des moindres carrés (marxen2000):

$$\chi^2(x_c, y_c, I_0, \sigma) = \sum_{i,j=-1}^1 \left(G(x_i, y_j) - I_0 e^{-\frac{(x_i - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2}{2\sigma^2}} \right)^2$$

Où : (x_c, y_c) est le centre de la particule, $G(x_i, y_j)$ est la valeur de la matrice image au pixel (x_i, y_j) , I_0 est l'intensité maximale de la particule et σ est l'écart-type de la fonction Gaussienne.

4. Les positions des particules détectées sont sauvegardées, la région est mise à zéro et l'algorithme revient à l'étape 1.

L'estimation de l'erreur du calcul des positions des particules peut être calculée en considérant les fluctuations enregistrées lors d'un suivi temporel. La trajectoire réelle d'une particule étant naturellement lisse, il suffirait de comparer la trajectoire fournie par le suivi temporel à la courbe bspline cubique y correspondant. Ainsi la trajectoire mesurée est sous-échantillonnée afin de fournir les points de calcul de la courbe bspline. En utilisant cette approche d'estimation, (Mann et al. 1999) a pu démontrer que l'erreur de l'algorithme est inférieure 0.1 pixels (voir figure Fig.23.).

Cette technique permet de contourner le problème du chevauchement des particules. Cependant, elle s'avère très coûteux en temps de calcul comparé à d'autres méthodes de détection, une solution serait de décomposer le filtre bidimensionnel Gaussien en deux filtres unidimensionnels. D'autre part, la méthode n'est applicable qu'à des images de grande résolution, en effet, un minimum de 5 pixels est nécessaire pour qu'une particule soit détectée.

(Kreizer & Liberzon 2011) présente une solution basée sur un traitement d'images en temps réel sur camera avec FPGA, l'algorithme utilise le filtre de Sobel pour la détection des contours suivi d'un algorithme morphologique qui consiste à remplir les régions vides définies par un contour fermé, un algorithme du barycentre de chaque région identifiée est ensuite utilisé pour définir la position exacte de la particule. Cette procédure est implémentée sur un circuit FPGA placé entre les caméras et les machines de calcul des trajectoires, cette démarche permet d'augmenter de 64 fois le taux de transfert des données images entre les caméras et les machines de calcul. Contrairement à des méthodes de compression d'images à l'origine d'une grande perte de précision, cette approche de traitement d'images est appliquée aux images originales acquises par les caméras.

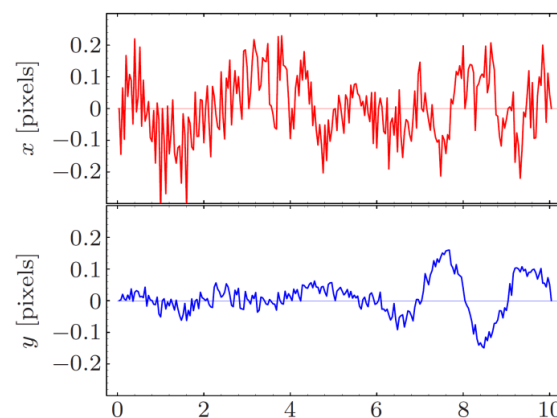


Fig. 23. Erreur résultante de la soustraction des positions du suivi à la courbe bspline correspondante (Mann1999).

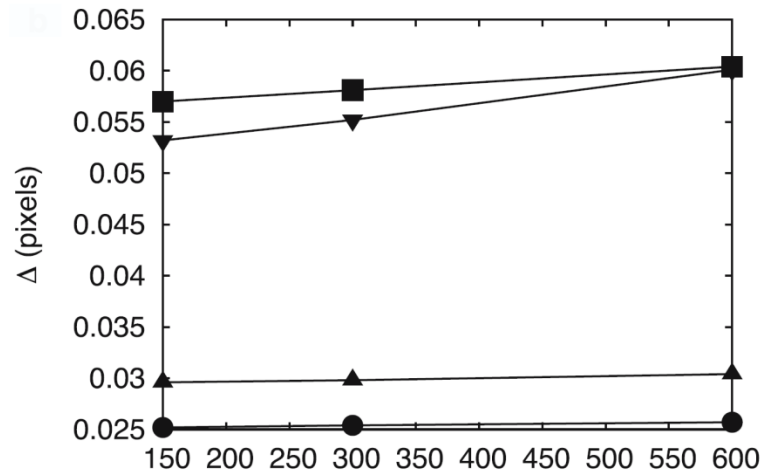


Fig. 24. La précision de calcul de quatre algorithmes de détection de particules : ■ Moyenne pondérée. ● Modèle fonction Gaussienne. ▲ Approximation du filtre Gaussien. ▼ Réseaux de neurones (Nicholas T Ouellette et al. 2006).

La variation de l'intensité des images des bulles de savon, due principalement à la non-uniformité des éclairages utilisés par les systèmes PTV, augmente la difficulté de la détection des particules. Des algorithmes basés sur les principes de l'intelligence artificielle ont alors été proposés, (Carosone et al. 1995) a appliqué les réseaux de neurones de Kohonen (désignés également par le terme : réseaux auto-adaptatifs), cette classe de méthodes d'apprentissage non-supervisé représente une approximation d'un classificateur optimale. La méthode a été utilisée afin de classifier les images de particules selon leur forme, cette classification se limite à distinguer les particules isolées de celles qui se chevauchent, le calcul de la position des particules est réalisée par un calcul de barycentre classique. (Nicholas T Ouellette et al. 2006) propose un algorithme de détection de particules entièrement basé sur des réseaux de neurones, les images provenant du système de suivi de particules sont utilisées pour réaliser l'apprentissage, à la fin de cette phase, des segments de l'image originale qui contiennent chacun un maximum local d'intensité sont donnés en entrée à l'algorithme de calcul. En plus du coût temporel élevé de la phase d'apprentissage, l'image des particules ne peut être traitée en entier vue que le réseau de neurones nécessite une connaissance préalable du nombre de sortie qu'il doit fournir (le nombre de particules sur l'image est inconnu et varie d'une image à l'autre), ceci rend l'étape de segmentation de l'image indispensable afin de fournir à l'algorithme des portions de l'image contenant une seule particule à la fois. Cette manière de procéder peut entraîner des erreurs de calcul dues à cette segmentation et augmenter considérablement le temps de calcul de l'algorithme. La méthode montre par ailleurs une grande robustesse face aux bruits et à l'augmentation des densités d'ensemencement. La figure Fig.24 montre l'erreur de calcul du centre des particules des algorithmes les plus utilisés dans les

systèmes de suivi de particules, L'erreur augmente quand la densité des traceurs est plus importante, ceci est dû au nombre de chevauchement qui apparaissent plus fréquemment.

Les densités élevées entraînent des erreurs de précision sur le calcul, c'est cependant sur le nombre de particules correctement détectées qu'elles ont le plus d'influence, la figure Fig.25 montre le pourcentage de particules identifiées par chaque méthode (Moyenne pondérée, modèle de fonction Gaussienne, approximation du filtre Gaussien, réseaux de neurones). Une baisse de performance de 75% est engendrée dans le cas de la méthode de la moyenne pondérée lorsque la densité des particules atteint 600 particules par images (les images sont d'une résolution de 256 x 256). Afin de conserver une efficacité supérieure à 90%, la plupart des méthodes PTV se limitent à des ensemencements autour de 300 particules par images.

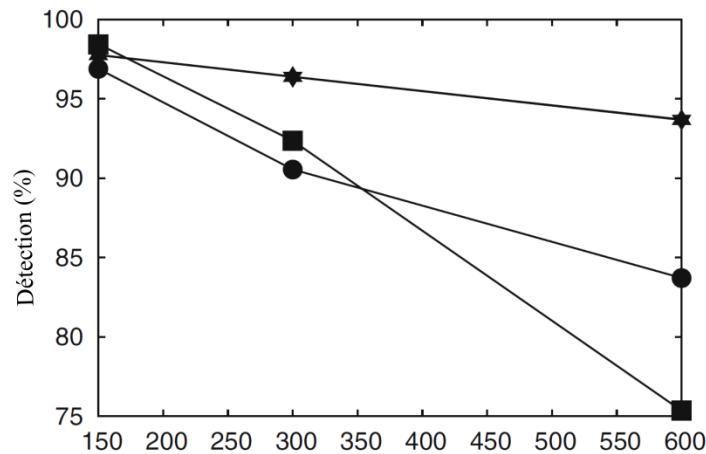


Fig. 25. L'efficacité de quatre algorithmes de détection de particules (pourcentage des particules détectées): ■ Moyenne pondérée. ● Modèle fonction Gaussienne.

▲ Approximation du filtre Gaussien. ▼ Réseaux de neurones (Nicholas T Ouellette et al. 2006).

En plus des méthodes de traitement et d'analyse d'images qui ont été proposées et utilisées afin d'identifier les particules sur les images acquises, le prétraitement des images a fait partie de plusieurs études : un filtre médian a été appliqué aux images dans (Kiger & Pan 2000). (Khalitov & Longmire 2002) et (Cheng et al. 2010) ont utilisé l'information sur la taille et l'intensité des particules pour réaliser une première segmentation des images de fluides multiphasiques, cette étape a permis de séparer préalablement les pixels n'appartenant pas à la même phase du fluide.

I.4. Suivi temporel des particules (Reconstruction des trajectoires)

Le suivi temporel des particules est une étape cruciale de la méthode PTV. Il consiste à relier les particules détectées entre elles afin d'obtenir des trajectoires. Ce type de suivi de plusieurs particules à plusieurs instants du temps fait partie des problèmes d'affectation multidimensionnels NP-difficiles (NP-complets), ceci est dû principalement au mouvement massif et simultané de l'ensemble des particules, le problème devient encore plus difficile lorsque l'erreur de la détection des particules est non-nulle et si les particules s'occulent entre elles temporairement (Veenman et al. 2003), ce qui est le cas lorsque la densité des particules injectées est importante. Une solution optimale du problème étant la trajectoire entière de la particule obtenue en utilisant l'ensemble de tous les instants du temps, les algorithmes développés génèrent une approximation de cette solution afin de résoudre le problème du suivi. L'approximation consiste à examiner un nombre limité d'instants à la fois au lieu de tout l'enregistrement. Cette manière de procéder est heuristique, elle permet donc de générer des choix optimaux localement (algorithme glouton). D'autres méthodes itératives ont également été utilisées, la méthode proposée par (Ohmi & Li 2000) fait appel à l'approche de relaxation inspirée des algorithmes de reconnaissance des mouvements des humains et des automobiles. Le principe de la méthode se base sur le calcul de la probabilité d'appariement entre les particules de deux images successives. La probabilité est calculée pour toutes les combinaisons possibles de particules, ceci permet de réduire les erreurs de mise en correspondance entre les particules en dépit des densités élevées de particules, cependant ce type de calculs itératifs est inadaptable aux cas des trajectoires longues.

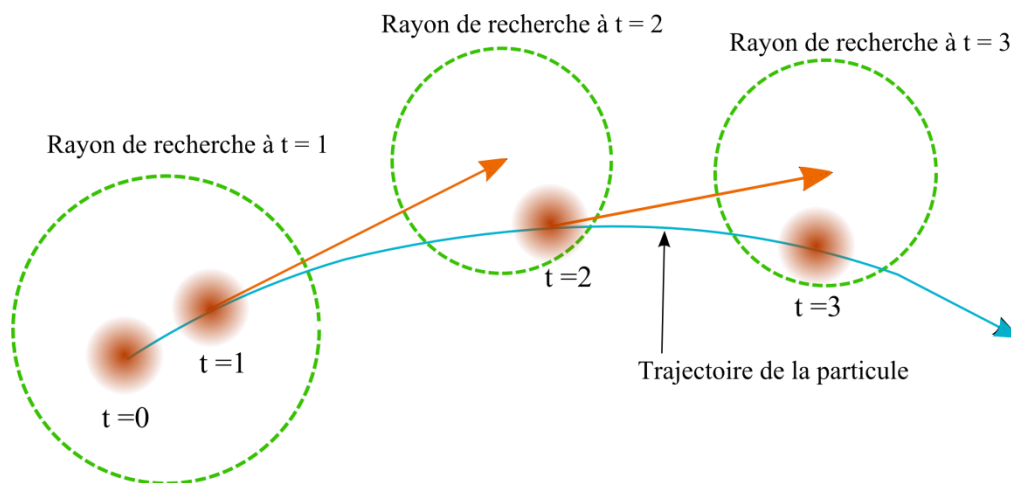


Fig. 26. Suivi temporel d'une particule en utilisant quatre frames (t=0, 1, 2, 3).

Les premières méthodes de suivi des particules se basaient sur un calcul du plus proche voisin, une fonction coût est alors calculée pour chaque particule se trouvant dans le volume de recherche à l'instant $n+1$, la fonction est donnée par :

$$\Phi_{ij}^n = \|x_j^{n+1} - x_i^n\| \quad (1)$$

Où x_i^n est la position de la $i^{\text{ème}}$ particule sur la $n^{\text{ième}}$ image.

La méthode relie ainsi chaque particule à la particule la plus proche à l'instant suivant en minimisant la fonction coût Φ . Cette approche est inapplicable dans le cas de densité d'ensemencement élevée.

La fonction coût a été remplacée par un calcul minimisant l'accélération de la particule dans (Malik et al. 1993), l'approche proposée consiste alors à calculer une estimation $\tilde{x}_i^{n+1}$ de la position de la particule i à l'instant $n+1$:

$$\tilde{x}_i^{n+1} = x_i^n + \tilde{v}_i^n \Delta t \quad (2)$$

Où $\tilde{v}_i^n$ est la vitesse estimée à partir des positions x_i^n et x_i^{n-1} , Δt est l'intervalle de temps séparant deux images. La position de la particule i à l'instant $n+1$ est calculée en minimisant la fonction coût suivante :

$$\Phi_{ij}^n = \frac{\|x_j^{n+1} - 2x_i^n + x_i^{n-1}\|}{2\Delta t^2} \quad (3)$$

La position x_j^{n+1} peut être estimée en minimisant le changement d'accélération entre les instant $(n+1)$ et l'instant suivant $(n+2)$, la fonction coût est ainsi donnée par :

$$\Phi_{ij}^n = \frac{1}{2\Delta t^2} \{ \|x_j^{n+2} - 2x_i^{n+1} + x_i^n\| - \|x_j^{n+1} - 2x_i^n + x_i^{n-1}\| \} \quad (4)$$

Ces deux dernières approches nécessitent un suivi préalable des particules, deux positions de la particule (n) et $(n+1)$ doivent au moins être connues. Le suivi à l'instant $n=1$ est ainsi réalisé en utilisant l'algorithme du plus proche voisin, cette étape permet d'initialiser l'algorithme de suivi.

(Nicholas T Ouellette et al. 2006) définit le paramètre ξ comme étant le rapport entre la distance moyenne parcourue par une particule entre deux instant du temps et la distance moyenne séparant deux particules voisines sur une image. Lorsque $\xi \ll 1$, la densité des particules est basse et/ou la vitesse de leur déplacement est faible. Inversement, si ξ s'approche de l'unité, la densité devient plus importante et/ou les particules se déplacent plus vite, ceci rend le suivi plus difficile. Leurs travaux ont permis de développer une méthode permettant de contourner le calcul de la dérivée troisième le long de la trajectoire, ce calcul est utilisé par les méthodes présentées précédemment et s'avère peu fiable lorsque la valeur de ξ est importante.

La méthode proposée par (Nicholas T Ouellette et al. 2006) consiste à remplacer la fonction coût qui minimise le changement de l'accélération (définie par l'équation(4)) par la distance entre les particules de l'image à l'instant $n+2$ et l'estimation de la position $\tilde{x}_i^{n+2}$ calculée comme suit :

$$\tilde{x}_i^{n+2} = x_i^n + \tilde{v}_i^n(2\Delta t) + \tilde{a}_i^n(2\Delta t)^2$$

Afin de résoudre les ambiguïtés rencontrées lorsqu'une particule à l'instant $n+1$ minimise la fonction coût pour plusieurs particules de l'instant n , plusieurs algorithmes ont été développés. Ce problème d'affectation peut être résolu en utilisant l'algorithme Munkres (Munkres 1971). Cependant, l'étude comparative menée par (Nicholas T Ouellette et al. 2006) démontre que l'algorithme Munkres ne permet de réduire les erreurs de suivi que dans le cas de l'approche plus proche voisin (voir figure Fig.28). Les approches restantes à savoir : le plus proche voisin, le plus proche voisin pondérée, la méthode de prédiction utilisant 2 frames (2 instants du temps), méthode de prédiction utilisant 4 frames, présentent une grande précision du suivi : erreur inférieure à 0.001 dans le cas d'un suivi par l'algorithme Ouellette 2006. Des données de simulations (méthode de Monte-Carlo) ont également été utilisées afin de valider/comparer ces approches de suivi (Cierpka et al. 2013), la simulation a permis de générer des images de résolution 256x256 pixels avec un nombre de particules entre 10 et 20000 particules et un espacement inter particules $\Delta(x_0)$ entre 1.8 et 57 pixels. Ce type de données synthétiques simule des situations d'ensemencement très élevé (0.00015 à 0.03 particules par pixel), elles permettent ainsi de tester les algorithmes de suivi dans des cas de recouvrement important entre les particules. La figure Fig.27 présente les rapports R1 entre le nombre de trajectoires détectées et le nombre total de trajectoire, ainsi que le rapport R2 entre le nombre de trajectoires correctes détectées et le nombre de trajectoires détectées par l'algorithme. Les performances ont été calculées pour quatre méthodes de suivi : plus proche voisin (NN), plus proche voisin pondérée (NNW), méthode de prédiction utilisant 2 frames (2 instants du temps) (P2F), méthode de prédiction utilisant 4 frames (P4F).

Afin de définir un critère permettant de mesurer la difficulté du suivi, le rapport entre l'espacement inter-particules $\Delta(x_0)$ et déplacement moyen $\Delta(x_{\max})$ effectué par les particules entre deux images enregistrées a été calculé dans (Cierpka et al. 2013). Ce rapport correspond à l'inverse du paramètre ξ défini dans (Nicholas T Ouellette et al. 2006) et représente un moyen pertinent pour la comparaison des algorithmes de suivi PTV. La figure Fig.27 montre que seules les méthodes basées sur le calcul du plus proche voisin ne sont pas affectées par l'augmentation de la densité/vitesse des particules avec un rapport R1 stable. Cependant, le nombre de trajectoires correctement reconstruites chute considérablement dans des configurations pareilles. Les algorithmes basés sur la prédiction de la position des particules montrent une meilleure robustesse face à des changements de densité

importants : une diminution de la distance inter-particules et / ou une augmentation du déplacement des particules donnant lieu à un rapport $\Delta(x_0)/\Delta(x_{\max})$ inférieur à 1 n'affecte aucunement le suivi réalisé par l'algorithme P4F qui se basent sur 4 frames pour le calcul de la prédiction, la méthode P2F affiche moins de robustesse, sa performance reste néanmoins acceptable. Ce dernier type de méthodes présente l'avantage de réduire la complexité des algorithmes et le temps de calcul nécessaire (Baek & Lee 1996).

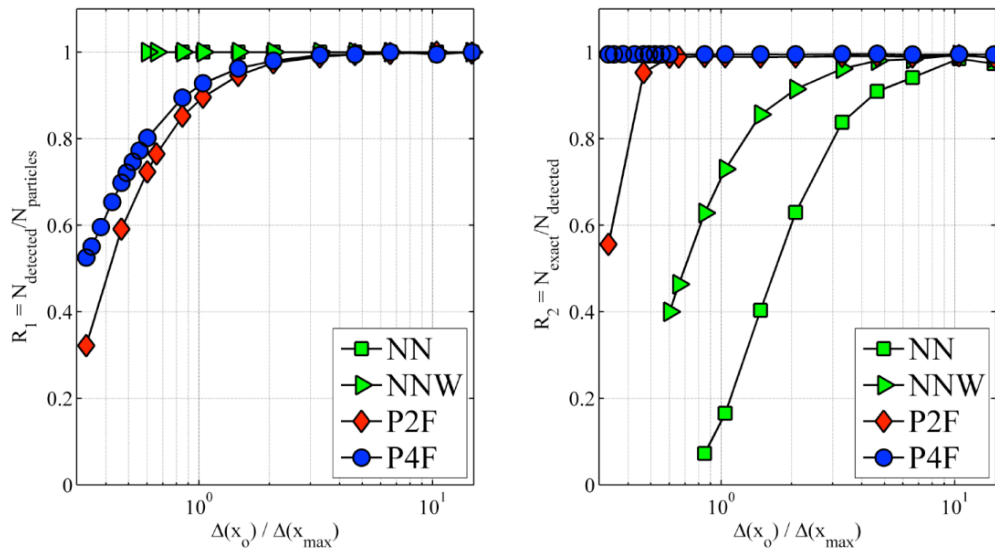


Fig.27. Rapport R_1 du nombre de trajectoires détectées sur le nombre total de trajectoire (à gauche). Rapport R_2 du nombre de trajectoires correctes détectées sur le nombre de trajectoires détectées (à droite). NN : plus proche voisin, NNW plus proche voisin pondérée, P2F méthode de prédiction utilisant 2 frames, P4F méthode de prédiction utilisant 4 frames.

Des approches réalisant un suivi sur plus de deux instants du temps ont été utilisées afin d'améliorer les performances des algorithmes de suivi ((Nishino et al. 1989), (Hassan & Canaan 1991)), la méthode présentée par (nishino1989) utilise quatre images successives pour définir la trajectoire qu'une particule traverse, afin de vérifier la validité d'une trajectoire, sa fluidité au cours de ces quatre instants est calculée.

Les algorithmes génétiques ont également été utilisés afin d'optimiser le suivi 3D Lagrangien, plus particulièrement au problème de la mise en correspondance entre les points de deux caméras (Doh et al. 2002). L'amélioration du résultat de cette étape fait appel à cette technique d'optimisation combinatoire, le niveau de correspondance entre deux points est estimé grâce à une fonction fitness : Deux types de fonctions fitness sont proposés dans cette étude en se basant sur la théorie des milieux continus et la minimisation de l'erreur de la distance tridimensionnelle.

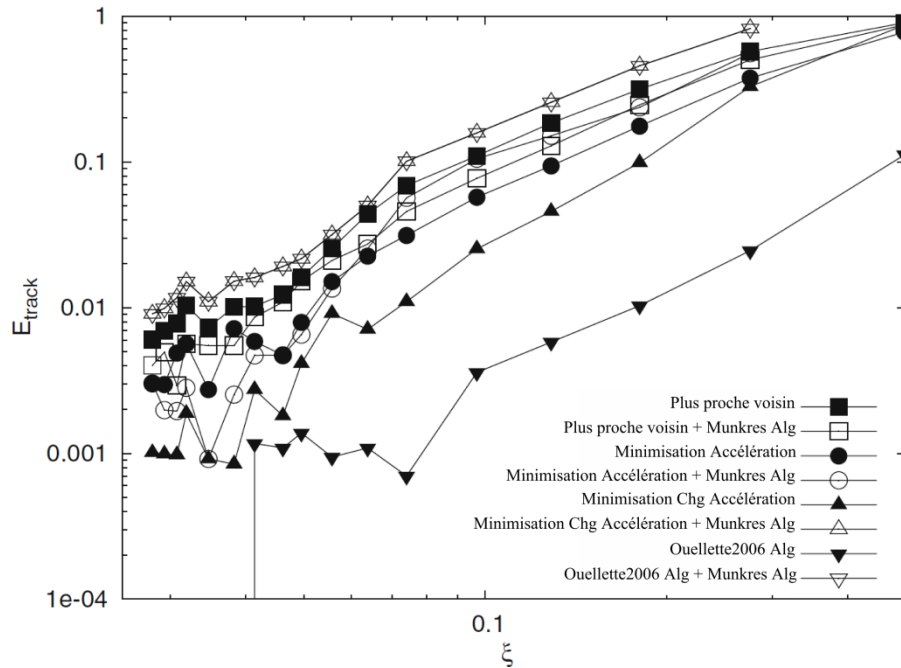


Fig.28. Erreur du suivi PTV en fonction du rapport nombre de trajectoires non détectées/nombre total de trajectoires (Nicholas T Ouellette et al. 2006).

L'introduction des algorithmes de 'super-résolution' par (Keane et al. 1995) et (Cowen & Monismith 1997) a permis le développement d'algorithmes pour des densités de particules très importantes, l'approche consiste à utiliser la corrélation croisée pour calculer les champs de vitesse par méthode PIV, le résultat de cette étape est utilisé pour guider la recherche de correspondances entre les particules lors du suivi PTV. La précision des résultats de la méthode PIV est cruciale dans ce type d'algorithmes, les erreurs d'une méthode non robuste se répercutent sur le calcul des trajectoires et affectent ainsi les résultats du suivi. Par ailleurs, étant donné l'uniformité des champs de vitesse fournis par la méthode PIV et la distribution aléatoire des particules détectées par la méthode PTV, une interpolation est nécessaire afin d'obtenir la vitesse du flux aux positions des particules de la PTV, (Cardwell et al. 2011) utilise une interpolation par spline cubique afin d'estimer la vitesse PIV pour chaque particule PTV.

La méthode de 'super-résolution' a été améliorée par des techniques de suivi de particules comme le filtre de Kalman (takehara2000) et l'interpolation globale améliorée (Cowen1997), en plus des approches basées sur l'estimation de la vitesse à partir des distributions de vitesses obtenues au instants du temps précédents, la 'super-résolution' fait partie des approches permettant de 'pré-conditionner' le déplacement des particules (Cardwell et al. 2011).

La corrélation croisée utilisée par les méthodes PIV a inspiré de nombreuses méthodes telles que la méthode proposée dans (Biwole et al. 2009), Cette méthode

se base sur une corrélation croisée normalisée et modifiée et consiste à rechercher la meilleure corrélation à l'instant du temps suivant, le modèle recherché n'est cependant plus un groupe de particules mais une particule unique.

De nombreux algorithmes ont été développés en se basant les principes de l'intelligence artificielle tels que les réseaux de neurones, les méthodes de relaxation ((Grant & Pan 1997), (Labonté 1999), (Pereira et al. 2006)) et la logique floue (Wernet 1993). Ou encore sur des modèles tels que le modèle de la force élastique proposé par (Okamoto et al. 1995), dans cette approche les particules sont reliées entre elles si la force élastique calculée sur un rayon donné est minimale. (Mikheev & Zubtsov 2008) utilise l'information sur l'intensité de la particule et son voisinage sur l'image afin d'améliorer le suivi temporel. Des paramètres tels que : le diamètre de la particule, l'intensité maximale des pixels lui appartenant et la distance au plus proche voisin sur l'image, ont été utilisés par des algorithmes de suivi afin de réaliser la mise en correspondance entre les particules (Cardwell et al. 2011). Dans cette approche proposée par (Cardwell et al. 2011), un coefficient de correspondance est calculé pour chaque particule de la première image. Les particules de la deuxième image sont alors choisies à l'intérieur d'un rayon donné et centré autour de l'estimation de la position de la particule sur la deuxième image. Le suivi est ensuite réalisé en se basant sur les valeurs de tous les coefficients calculés, une particule de la deuxième image est reliée à une et une seule particule de la première image si la valeur du coefficient est maximale.

Conclusion

Les méthodes Eulériennes telles que l'anémomètre à fil chaud et à laser Doppler offrent en effet une grande précision temporelle et spatiale, elles restent cependant limitées à des mesures ponctuelles et présentent l'inconvénient d'utiliser des outils intrusifs qui perturbent forcément le flux étudié.

Des méthodes plus récentes ont été conçues afin de caractériser les mouvements des fluides sans perturber le flux, ces approches dites optiques sont de plus en plus utilisées, elles deviennent plus robustes et permettent d'obtenir des résultats fiables grâce aux avancées technologiques dans les domaines tels que les éclairages Laser et les capteurs numériques. La méthode PIV représente une des méthodes optiques les plus fiables, elle permet d'obtenir des mesures simultanées à plusieurs points du volume, cependant la méthode se limite au plan éclairé par les pulsations du laser utilisé, elle ne fournit ainsi qu'une mesure bidimensionnelle souvent insuffisante pour la compréhension de phénomène turbulents quasi-tridimensionnels. Afin d'y remédier, des méthodes telles que la PIV stéréoscopique et la PIV tomographique ont été développées, elles ne permettent cependant pas de reconstruire le champ de vitesse dans tout le volume 3D.

Des approches expérimentales volumétriques suscitent de plus en plus d'intérêt, elles représentent en effet un outil fiable de caractérisation du mouvement d'un fluide en donnant accès aux composantes tridimensionnelles qui le caractérisent. L'utilisation de la méthode de suivi de particules Lagrangien ne s'est pas limitée à la reconstruction des trajectoires Lagrangiennes, mais a été étendu au calcul des champs de vitesses tridimensionnels. Ceci a permis de mener des études de validation des modèles de simulation analytiques et empiriques. Cependant, les études dédiées à nos jours à la mesure Lagrangienne qui permet d'obtenir une description des flux d'air dans de grands volumes tels que les pièces de de bâtiment, sont limitées et nécessitent des outils de diagnostic fiables. Malgré les efforts fournis pour l'obtention des trajectoires Lagrangienne et du champ thermo-convectif dans ces pièces de grande échelle, des limites liées à la physique des phénomènes sont souvent rencontrées. Les interactions entre les particules et l'écoulement dans lequel elles se trouvent ou encore les parois limitant le volume observé ne sont pas encore bien maîtrisées.

Les erreurs engendrées par le processus de calcul des trajectoires 3D de particules proviennent principalement de deux sources, à savoir, l'étape de la détection des particules et la mise en correspondance de ces particules détectées. L'utilisation de fonction de prédiction afin d'améliorer les performances de ces algorithmes a permis de réduire les fenêtres de recherche et d'augmenter ainsi la probabilité de réaliser les bonnes correspondances. Les prédicteurs utilisés se basent

en général sur les propriétés du flux calculées telles que la vitesse et l'accélération (cardwell2011, cowen1997).

Après une présentation de la procédure expérimentale utilisée afin de mettre en place un système de suivi Lagrangien 3D de particules (système PTV), Nous présenterons dans le chapitre III les approches que nous avons mises en places afin de réaliser la détection et le suivi des bulles d'air remplies à l'hélium utilisés comme traceurs pour simuler le mouvement de l'air dans une pièce de bâtiment, Nous présenterons également la méthodologie suivie afin de reconstruire la configuration tridimensionnelle du flux.

Bibliographie

- Adrian, R.J., 2005. Twenty years of particle image velocimetry. *Experiments in fluids*, 39(2), pp.159–169.
- Aldes, ALDES. Documentation technique diffuseur série AF/AT 842.
- Alpers, A. et al., 2015. 3D particle tracking velocimetry using dynamic discrete tomography. *Computer Physics Communications*, 187, pp.130–136. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010465514003683>.
- Atkinson, C.H. & Soria, J., 2007. Algebraic reconstruction techniques for tomographic particle image velocimetry. In *16th Australasian Fluid Mechanics Conference (AFMC)*. pp. 191–198.
- Ayyalasomayajula, S. et al., 2006. Lagrangian measurements of inertial particle accelerations in grid generated wind tunnel turbulence. *Physical Review Letters*, 97(14).
- Baek, S.J. & Lee, S.J., 1996. A new two-frame particle tracking algorithm using match probability. *Experiments in Fluids*, 22(1), pp.23–32.
- Barker, D. et al., 2012. A parallel algorithm for 3D particle tracking and Lagrangian trajectory reconstruction. *Meas. Sci. Technol*, 23, pp.25301–14.
- Biferale, L. et al., 2005. Particle trapping in three-dimensional fully developed turbulence. *Physics of Fluids (1994-present)*, 17(2), p.21701.
- Biwole, P.H. et al., 2009. A complete 3D particle tracking algorithm and its applications to the indoor airflow study. *Measurement Science and Technology*, 20(11), p.115403.
- Borges, C.M., Gaspar, A.R. & Quintela, D.A., 2008. Analysis of the interaction of thermal plumes within office environment using a thermal manikin. In *7th International Thermal Manikin and Modelling Meeting-University of Coimbra, September 2008*. International Thermal Manikin and Modelling Meeting-University of Coimbra.
- Bosbach, J. et al., 2006. Large Scale Particle Image Velocimetry of Natural and Mixed Convection 2. Measurement of Convective Air Flow on Large Scales. , pp.26–29.
- Bosbach, J., Kühn, M. & Wagner, C., 2009a. Large scale particle image velocimetry with helium filled soap bubbles. *Experiments in Fluids*, 46(3), pp.539–547. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-008-0579-0>.
- Bosbach, J., Kühn, M. & Wagner, C., 2009b. Large scale particle image velocimetry with helium filled soap bubbles. *Experiments in fluids*, 46(3), pp.539–547.
- Bragança, P. et al., 2016. Airflow characteristics and thermal comfort generated by a multi-cone ceiling diffuser with and without inserted lobes. *Building and Environment*, 108, pp.143–158.
- Brücker, C., 1997. 3D scanning PIV applied to an air flow in a motored engine using digital high-speed video. *Measurement Science and Technology*, 8(12), p.1480. Available at: <http://stacks.iop.org/0957-0233/8/i=12/a=011>.
- Cao, X. et al., 2014. Particle image velocimetry measurement of indoor airflow field: A review of the technologies and applications. *Energy and Buildings*,

- 69, pp.367–380.
- Cardwell, N.D., Vlachos, P.P. & Thole, K. a, 2011. A multi-parametric particle-pairing algorithm for particle tracking in single and multiphase flows. *Measurement Science and Technology*, 22(10), p.105406.
- Carosone, F., Cenedese, A. & Querzoli, G., 1995. Recognition of partially overlapped particle images using the Kohonen neural network. *Experiments in Fluids*, 19(4), pp.225–232. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00196470>.
- Chan, K.-Y., Stich, D. & Voth, G.A., 2007. Real-time image compression for high-speed particle tracking. *Review of scientific instruments*, 78(2), p.23704.
- Chang, T.P., Wilcox, N.A. & Tatterson, G.B., 1984. Application of image processing to the analysis of three-dimensional flow fields. *Optical Engineering*, 23(3), pp.280–283.
- Chen, J. & Katz, J., 2005. Elimination of peak-locking error in PIV analysis using the correlation mapping method. *Measurement Science and Technology*, 16(8), p.1605.
- Chen, Q., 2009. Ventilation performance prediction for buildings: A method overview and recent applications. *Building and environment*, 44(4), pp.848–858.
- Chen, Q. et al., 2010. Ventilation performance prediction for buildings: model assessment. *Building and Environment*, 45(2), pp.295–303.
- Cheng, Y., Pothos, S. & Diez, F.J., 2010. Phase discrimination method for simultaneous two-phase separation in time-resolved stereo PIV measurements. *Experiments in Fluids*, 49(6), pp.1375–1391.
- Cierpka, C., Lütke, B. & Kähler, C., 2013. Higher order multi-frame particle tracking velocimetry. *Experiments in Fluids*, 54(5), pp.1–12. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-013-1533-3>.
- Cowen, E.A. & Monismith, S.G., 1997. A hybrid digital particle tracking velocimetry technique. *Experiments in Fluids*, 22(3), pp.199–211.
- Doh, D.-H. et al., 2000. Single-frame (two-field image) 3-D PTV for high speed flows. *Experiments in Fluids*, 29(1), pp.S085–S098. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s003480070011>.
- Doh, D.H. et al., 2002. Development of genetic algorithm based 3D-PTV technique. *Journal of Visualization*, 5(3), pp.243–254.
- Elsinga, G.E. et al., 2011. On the velocity of ghost particles and the bias errors in Tomographic-PIV. *Experiments in Fluids*, 50(4), pp.825–838. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-010-0930-0>.
- Elsinga, G.E. et al., 2006. Tomographic particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 41(6), pp.933–947. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-006-0212-z>.
- Fu, S., Biwale, P.H. & Mathis, C., 2015. Particle tracking velocimetry for indoor airflow field: a review. *Building and Environment*, 87, pp.34–44.
- Gaydon, M. et al., 1997. Hybrid stereoscopic particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 23(4), pp.331–334.
- Goldstein, R.J. & Kreid, D.K., 1967. Measurement of laminar flow development in

- a square duct using a laser-doppler flowmeter. *Journal of Applied Mechanics*, 34(4), pp.813–818.
- Grant, I. & Pan, X., 1997. The use of neural techniques in PIV and PTV. *Measurement Science and Technology*, 8(12), p.1399.
- Guala, M. et al., 2007. An experimental investigation on Lagrangian correlations of small-scale turbulence at low Reynolds number. *Journal of Fluid Mechanics*, 574, pp.405–427.
- Gui, L. & Wereley, S.T., 2002. A correlation-based continuous window-shift technique to reduce the peak-locking effect in digital PIV image evaluation. *Experiments in Fluids*, 32(4), pp.506–517. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-001-0396-1>.
- Gulitski, G. et al., 2007. Velocity and temperature derivatives in high Reynolds number turbulent flows in the atmospheric surface layer. In *Advances in Turbulence XI*. Springer, pp. 462–464.
- Gylfason, A., Ayyalasomayajula, S. & Warhaft, Z., 2004. Intermittency, pressure and acceleration statistics from hot-wire measurements in wind-tunnel turbulence. *Journal of Fluid Mechanics*, 501, pp.213–229.
- Hadad, T. & Gurka, R., 2013. Effects of particle size, concentration and surface coating on turbulent flow properties obtained using PIV/PTV. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 45, pp.203–212.
- Hagström, K. et al., 2000. Classification for the room air conditioning strategies. *Building and Environment*, 35(8), pp.699–707. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360132399000578>.
- Hassan, Y.A. & Canaan, R.E., 1991. Full-field bubbly flow velocity measurements using a multiframe particle tracking technique. *Experiments in fluids*, 12(1–2), pp.49–60.
- Herman, G.T. & Lent, A., 1976. Iterative reconstruction algorithms. *Computers in biology and medicine*, 6(4), pp.273–294.
- Holzner, M. et al., 2008. A Lagrangian investigation of the small-scale features of turbulent entrainment through particle tracking and direct numerical simulation. *Journal of Fluid Mechanics*, 598, pp.465–475.
- Hoyer, K. et al., 2005. 3D scanning particle tracking velocimetry. *Experiments in Fluids*, 39(5), pp.923–934.
- Kähler, C.J. & Kompenhans, J., 2000. Fundamentals of multiple plane stereo particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 29(7), pp.S070–S077.
- Kähler, C.J., Scharnowski, S. & Cierpka, C., 2012. On the resolution limit of digital particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 52(6), pp.1629–1639. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-012-1280-x>.
- Katz, J. & Sheng, J., 2010. Applications of holography in fluid mechanics and particle dynamics. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 42, pp.531–555.
- Keane, R.D., Adrian, R.J. & Zhang, Y., 1995. Super-resolution particle imaging velocimetry. *Measurement Science and Technology*, 6(6), p.754.
- Kerho, M.F. & Bragg, M.B., 1994. Neutrally buoyant bubbles used as flow tracers in air. *Experiments in Fluids*, 16(6), pp.393–400.
- Khalitov, D.A. & Longmire, E.K., 2002. Simultaneous two-phase PIV by two-

- parameter phase discrimination. *Experiments in Fluids*, 32(2), pp.252–268.
- Kiger, K.T. & Pan, C., 2000. PIV Technique for the Simultaneous Measurement of Dilute Two-Phase Flows. *Journal of Fluids Engineering*, 122(December 2000), p.811. Available at: http://fluidsengineering.asmedigitalcollection.asme.org/data/Journals/JFEGA/4/27157/811_1.pdf.
- Kim, J.-T. et al., 2016. On the Lagrangian features of circular and semicircular jets via 3D Particle Tracking Velocimetry. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 77, pp.306–316. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0894177716301170>.
- Kim, J.-T. et al., 2016. Three-dimensional Particle Tracking Velocimetry for Turbulence Applications: Case of a Jet Flow. *JoVE (Journal of Visualized Experiments)*, (108), pp.e53745--e53745.
- Kim, S. & Lee, S.J., 2008. Measurement of Dean flow in a curved micro-tube using micro digital holographic particle tracking velocimetry. *Experiments in Fluids*, 46(2), pp.255–264. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-008-0555-8>.
- Kreizer, M. & Liberzon, A., 2011. Three-dimensional particle tracking method using FPGA-based real-time image processing and four-view image splitter. *Experiments in fluids*, 50(3), pp.613–620.
- Krug, D. et al., 2014. A combined scanning PTV/LIF technique to simultaneously measure the full velocity gradient tensor and the 3D density field. *Measurement Science and Technology*, 25(6), p.65301.
- Kühn, M. et al., 2011. Large-scale tomographic particle image velocimetry using helium-filled soap bubbles. *Experiments in fluids*, 50(4), pp.929–948.
- Labonté, G., 1999. A new neural network for particle-tracking velocimetry. *Experiments in fluids*, 26(4), pp.340–346.
- Lin, C.H. et al., 2006. Comparison of large eddy simulation predictions with particle image velocimetry data for the airflow in a generic cabin model. *HVAC&R Research*, 12(S3), pp.935–951.
- Lobutova, E., Resagk, C. & Putze, T., 2010. Investigation of large-scale circulations in room air flows using three-dimensional particle tracking velocimetry. *Building and Environment*, 45(7), pp.1653–1662.
- Loomans, M., 1998. *The measurement and simulation of indoor air flow*, Citeseer.
- Lüthi, B., Tsinober, A. & Kinzelbach, W., 2005. Lagrangian measurement of vorticity dynamics in turbulent flow. *Journal of Fluid mechanics*, 528, pp.87–118.
- Maas, H.-G., 1993. Complexity analysis for the establishment of image correspondences of dense spatial target fields. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 29, p.102.
- Maas, H.-G., 1996. Contributions of digital photogrammetry to 3-D PTV. In *Three-Dimensional Velocity and Vorticity Measuring and Image Analysis Techniques*. Springer, pp. 191–207.
- Maas, H.-G., 1990. Digital photogrammetry for determination of tracer particle coordinates in turbulent flow research. In *Close-Range Photogrammetry Meets*

- Machine Vision*, pp. 391–398.
- Maas, H.G., Gruen, A. & Papantoniou, D., 1993. Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows. *Experiments in Fluids*, 15(2), pp.133–146. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00190953>.
- Malik, N.A., Dracos, T. & Papantoniou, D.A., 1993. Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows. *Experiments in Fluids*, 15(4), pp.279–294. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00223406>.
- Mann, J., Ott, S. & Andersen, J.S., 1999. *Experimental study of relative, turbulent diffusion*,
- Melling, A., 1997. Tracer particles and seeding for particle image velocimetry. *Measurement Science and Technology*, 8(12), p.1406.
- Meng, H. et al., 2004. Holographic particle image velocimetry: from film to digital recording. *Measurement Science and Technology*, 15(4), pp.673–685.
- Meyers, J.F., 1995. Development of Doppler global velocimetry as a flow diagnostics tool. *Measurement Science and Technology*, 6(6), p.769.
- Mikheev, A. V & Zubtsov, V.M., 2008. Enhanced particle-tracking velocimetry (EPTV) with a combined two-component pair-matching algorithm. *Measurement Science and Technology*, 19(8), p.85401.
- Mordant, N. et al., 2001. Measurement of Lagrangian velocity in fully developed turbulence. *Physical Review Letters*, 87(21), p.214501.
- Müller, D., Müller, B. & Renz, U., 2001. Three-dimensional particle-streak tracking (PST) velocity measurements of a heat exchanger inlet flow A new method to measure all three air-flow velocity components in a plane is applied to a steady-state three-dimensional flow. *Experiments in Fluids*, 30(6), pp.645–656.
- Nishino, K., Kasagi, N. & Hirata, M., 1989. Three-dimensional particle tracking velocimetry based on automated digital image processing. *Journal of fluids engineering*, 111(4), pp.384–391.
- Novara, M., Ianiro, A. & Scarano, F., 2013. Adaptive interrogation for 3D-PIV. *Measurement Science and Technology*, 24(2), p.24012. Available at: <http://stacks.iop.org/0957-0233/24/i=2/a=024012>.
- Ohmi, K. & Li, H.-Y., 2000. Particle-tracking velocimetry with new algorithms. *Measurement Science and Technology*, 11(6), p.603.
- Okamoto, K., Hassan, Y.A. & Schmidl, W.D., 1995. New tracking algorithm for particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 19(5), pp.342–347.
- Ott, S. & Mann, J., 2000. An experimental investigation of the relative diffusion of particle pairs in three-dimensional turbulent flow. *Journal of Fluid Mechanics*, 422, pp.207–223.
- Ouellette, N.T. et al., 2006. An experimental study of turbulent relative dispersion models. *New Journal of Physics*, 8.
- Ouellette, N.T., Xu, H. & Bodenschatz, E., 2006. A quantitative study of three-dimensional Lagrangian particle tracking algorithms. *Experiments in Fluids*, 40(2), pp.301–313.
- van Overbrüggen, T. et al., 2014. A particle-image velocimetry tracer generating technique for liquid flows. *Measurement Science and Technology*, 25(8),

- p.87001.
- Oxtoby, N.P. et al., 2012. Tracking shocked dust: State estimation for a complex plasma during a shock wave. *Physics of Plasmas (1994-present)*, 19(1), p.13708.
- Pan, G. & Meng, H., 2003. Digital holography of particle fields: reconstruction by use of complex amplitude. *Applied optics*, 42(5), pp.827–833.
- Papantoniou, D. & Dracos, T., 1989. Analyzing 3-d turbulent motions in open channel flow by use of stereoscopy and particle tracking. In *Advances in Turbulence 2*. Springer, pp. 278–285.
- Pereira, F. et al., 2006. Two-frame 3D particle tracking. *Measurement Science and Technology*, 17(7), pp.1680–1692.
- Pereira, F. & Gharib, M., 2002. Defocusing digital particle image velocimetry and the three-dimensional characterization of two-phase flows. *Measurement Science and Technology*, 13(5), p.683.
- La Porta, A. et al., 2001. Fluid particle accelerations in fully developed turbulence. *Nature*, 409(6823), pp.1017–1019.
- Prasad, A.K. & Adrian, R.J., 1993. Stereoscopic particle image velocimetry applied to liquid flows. *Experiments in Fluids*, 15(1), pp.49–60.
- Racca, R.G. & Dewey, J.M., 1988. A method for automatic particle tracking in a three-dimensional flow field. *Experiments in Fluids*, 6(1), pp.25–32.
- Raffel, M. et al., 2013. *Particle image velocimetry: a practical guide*, Springer.
- Rudakov, D.L. et al., 2009. Dust studies in DIII-D and TEXTOR. *Nuclear Fusion*, 49(8), p.85022. Available at: <http://stacks.iop.org/0029-5515/49/i=8/a=085022>.
- Scarano, F. et al., 2015. On the use of helium-filled soap bubbles for large-scale tomographic PIV in wind tunnel experiments. *Experiments in Fluids*, 56(2).
- Scarano, F., 2012. Tomographic PIV: principles and practice. *Measurement Science and Technology*, 24(1), p.12001.
- Schanz, D. et al., 2013. Shake The Box: A highly efficient and accurate Tomographic Particle Tracking Velocimetry (TOMO-PTV) method using prediction of particle positions. In *PIV13; 10th International Symposium on Particle Image Velocimetry, Delft, The Netherlands, July 1-3, 2013*.
- Schanz, D., Gesemann, S. & Schröder, A., 2016. Shake-The-Box: Lagrangian particle tracking at high particle image densities. *Experiments in Fluids*, 57(5), pp.1–27. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00348-016-2157-1>.
- Scharnowski, S., Hain, R. & Kähler, C.J., 2012. Reynolds stress estimation up to single-pixel resolution using PIV-measurements. *Experiments in fluids*, 52(4), pp.985–1002.
- Schneiders, J.F.G. & Scarano, F., 2016. Dense velocity reconstruction from tomographic PTV with material derivatives. *Experiments in Fluids*, 57(9), p.139.
- Schröder, A. et al., 2011. Eulerian and Lagrangian views of a turbulent boundary layer flow using time-resolved tomographic PIV. *Experiments in fluids*, 50(4), pp.1071–1091.
- Schröder, A. et al., 2008. Investigation of a turbulent spot and a tripped turbulent

- boundary layer flow using time-resolved tomographic PIV. *Experiments in Fluids*, 44(2), pp.305–316.
- Schumacher, J., 2009. Lagrangian studies in convective turbulence. *Physical Review E*, 79(5), p.56301.
- Shew, W.L. et al., 2007. Instrumented tracer for Lagrangian measurements in Rayleigh-Bénard convection. *Review of scientific instruments*, 78(6), p.65105.
- Snyder, W.H. & Lumley, J.L., 1971. Some measurements of particle velocity autocorrelation functions in a turbulent flow. *Journal of Fluid Mechanics*, 48(1), p.41.
- Steinboff, P. et al., 2013. Measurements with a redesigned 3D-PTV system in natural and mixed convection. In *10th International Symposium on Particle Image Velocimetry, PIV'10 : Delft, The Netherlands, 1 - 3 July 2013 : Delft University of Technology, Faculty of Mechanical, Maritime and Materials Engineering, and Faculty of Aerospace Engineering*. Delft: University of Technology, Faculty of Mechanical, Maritime and Materials Engineering, and Faculty of Aerospace Engineering, p. uuid:80d15f7b-25ca-4c4b-b279-590f4655d607, PIV13,. Available at: <http://publications.rwth-aachen.de/record/208811>.
- Sun, Y. & Zhang, Y., 2007. An overview of room air motion measurement: technology and application. *HVAC&R Research*, 13(6), pp.929–950.
- Toschi, F. & Bodenschatz, E., 2009. Lagrangian properties of particles in turbulence. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 41, pp.375–404.
- Tropea, C., Yarin, A.L. & Foss, J.F., 2007. *Springer handbook of experimental fluid mechanics*, Springer Science & Business Media.
- Veenman, C.J., Reinders, M.J.T. & Backer, E., 2003. Establishing motion correspondence using extended temporal scope. *Artificial Intelligence*, 145(1), pp.227–243.
- Virant, M. & Dracos, T., 1997. 3D PTV and its application on Lagrangian motion. *Measurement science and technology*, 8(12), p.1539.
- Visualization-wind-tunnels, 2000. smart-blade. Available at: <http://smart-blade.com/rd/visualization-wind-tunnels.html>.
- Voth, G.A. et al., 2002. Measurement of particle accelerations in fully developed turbulence. *Journal of Fluid Mechanics*, 469, pp.121–160.
- Voth, G.A., Satyanarayan, K. & Bodenschatz, E., 1998. Lagrangian acceleration measurements at large Reynolds numbers. *Physics of Fluids*, 10(9), pp.2268–2280.
- Wernet, M.P., 1993. Fuzzy logic particle-tracking velocimetry. In *SPIE's 1993 International Symposium on Optics, Imaging, and Instrumentation*. pp. 701–708.
- Westerweel, J., 1997. Fundamentals of digital particle image velocimetry. *Measurement science and technology*, 8(12), p.1379.
- Whitson, M.E., Corporation, A. & Organizations, M.S., 1975. Available Copy. , I(December).
- Wieneke, B., 2013. Iterative reconstruction of volumetric particle distribution.

- Measurement Science and Technology*, 24(2), p.24008. Available at: <http://stacks.iop.org/0957-0233/24/i=2/a=024008>.
- Wikipedia, A., 2016. Écoulement laminaire. *article wikipedia*. Available at: https://fr.wikipedia.org/wiki/Écoulement_laminaire.
- Xu, H. et al., 2006. High order Lagrangian velocity statistics in turbulence. *Physical review letters*, 96(2), p.24503.
- Yeung, P.K. et al., 2007. Lagrangian conditional statistics, acceleration and local relative motion in numerically simulated isotropic turbulence. *Journal of Fluid Mechanics*, 582, pp.399–422.
- Yoon, S.Y. & Kim, K.C., 2006. 3D particle position and 3D velocity field measurement in a microvolume via the defocusing concept. *Measurement Science and Technology*, 17(11), p.2897. Available at: <http://stacks.iop.org/0957-0233/17/i=11/a=006>.
- Zhang, Y. et al., 2005. Experimental Characterization of Airflows in Aircraft Cabins, Part II: Results and Research Recommendations. *ASHRAE transactions*, 111(2).
- Zhang, Y. & Barker, D.E., 2014. Particle tracking system and method. Available at: <http://www.google.dj/patents/US20140002617>.
- Zhang, Z. et al., 2009. Experimental and numerical investigation of airflow and contaminant transport in an airliner cabin mockup. *Building and Environment*, 44(1), pp.85–94.

Chapitre II : Procédure expérimentale de la 3D PTV

Nous décrivons dans ce chapitre le dispositif expérimental mis en place dans le cadre du projet ANR FluBat afin de réaliser un suivi Lagrangien des particules d'air dans une pièce habitable d'un bâtiment. La procédure expérimentale décrite dans ce chapitre est connue sous l'appellation 3D Particle Tracking Velocimetry (3D PTV), elle consiste à suivre les traceurs injectés dans un espace tridimensionnel par des caméras synchrones. Nous présenterons ainsi les outils choisis dans le cadre de ce travail afin de concevoir un outil de diagnostic des flux d'air par suivi de ses particules. Le mouvement de ces dernières est simulé dans cette procédure par des traceurs de densité neutre par rapport au fluide étudié ici à savoir l'air présent dans les pièces habitables. Nous présenterons ainsi les propriétés des bulles de savon remplies à l'hélium que nous avons choisies d'utiliser comme traceurs. Nous présenterons également le modèle géométrique associé aux caméras que nous avons utilisées pour acquérir les images de particules. Ce modèle est constitué de paramètres estimés par calibration, nous décrivons ainsi le processus de calibration qui nous a permis de réaliser cette étape et d'obtenir l'ensemble des caractéristiques intrinsèques et extrinsèques de chacune des caméras.

Enfin, nous présenterons dans ce chapitre les étapes qui nous ont menés à établir la configuration décrite, cette configuration implique en premier lieu la nature et le positionnement des sources d'éclairage et des caméras utilisées.

II. 1. Dispositif expérimental

II.1.1. Eclairage

Le système d'éclairage constitue un élément crucial à prendre en considération dans le suivi Lagrangien de particules, en effet, les bulles de savon doivent être éclairées pendant leur mouvement afin d'être visibles par les caméras. Cependant, le suivi Lagrangien réalisé dans le cadre des expérimentations présentées dans ce travail est un suivi en grand volume (pièce d'un bâtiment), ceci nécessite l'utilisation d'un éclairage suffisamment puissant et homogène pour éclairer l'ensemble de la pièce, en l'occurrence un volume allant jusqu'à $3 \times 3 \times 3 \text{ m}^3$. D'autre part, l'aspect transparent de la paroi savonneuse des bulles engendre des phénomènes complexes de réflexion sur les images acquises. Afin d'optimiser la visibilité de ces traceurs, deux principaux types d'éclairages ont été testés, il s'agit de vérifier si la définition de l'éclairage envisagé dans une cellule noire (murs noirs) était satisfaisante.

La première solution consiste à utiliser des lampes Balcar Quadlite Basic (1000 watt), ce type de lampes permet de générer un éclairage blanc et présente un spectre proche de la lumière du jour avec une fréquence de 400 kHz. Nous avons utilisé six lampes Balcar, chacune d'entre elles est composée de quatre ampoules fluorescentes de 55w.

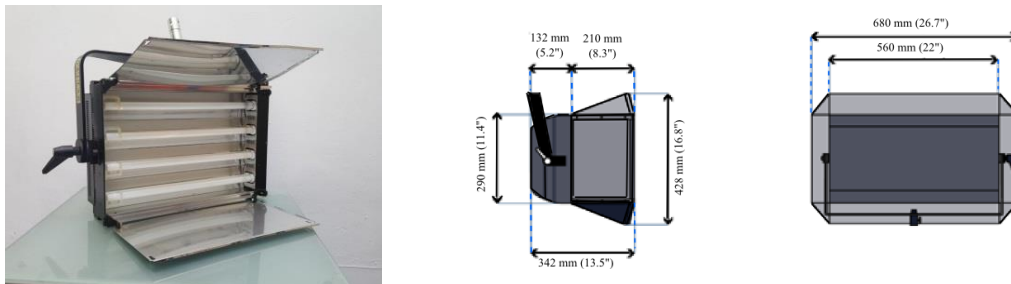


Fig. 1. Lampes Balcar Quadelite Basic (1000 watt).

Le deuxième type d'éclairage envisagé était des éclairages LEDs (Light emitting diodes), le principal intérêt d'utiliser des lampes LEDs est de réduire la chaleur émise par l'éclairage et qui peut perturber considérablement l'écoulement observé. Pour cela une salle noire de l'ENISE a été aménagée pour mettre en place les tests :

- Installation d'un générateur de bulles de savon de type (Sage action Inc. 2012).
- Mise en place d'un éclairage par lampes Balcar.
- Mise en place d'un éclairage LED.

- Mise en place d'une ventilation à 20 cm/s horizontale au niveau du sol (10 cm du sol) permettant de créer un mouvement faible des bulles générées.

Les bulles ont été injectées directement dans la ventilation et dans le sens du mouvement d'air. Le but est d'avoir un champ de bulles à faible vitesse de déplacement inférieur à 1 cm/s. Il s'agit ensuite de tester les éclairages possibles. Les lampes LEDs étant alimentées en courant alternatif, nous avons observé une fluctuation de l'éclairement moyen sur deux images successives. Il est ensuite impossible de détecter les bulles de façon systématique.

L'origine du problème est l'alimentation par un courant alternatif qui introduit une fluctuation sur la base de la fréquence EDF de 50Hz. Face à ce problème, deux solutions peuvent être envisagées : passer à une alimentation en courant continu ou changer la fréquence de l'éclairage. Dans cette deuxième solution, un système de synchronisation qui permettra de gérer les lampes et les caméras d'acquisition est nécessaire, ce type d'acquisition s'avère coûteux en termes de mise en place, de plus, l'inconvénient de l'utilisation de lampes à lumière pulsée est la baisse d'intensité des pulsations dès que la fréquence appliquée est trop élevée (Lobutova et al. 2010).

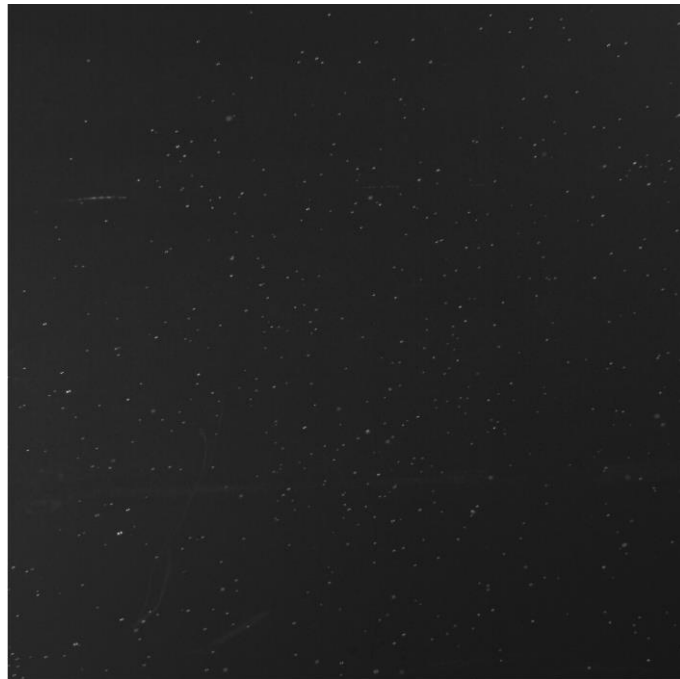


Fig. 2. Exemple d'image de bulles acquise dans un éclairage par lampes Balcar.

Le recours à des lampes Balcar 70176 Quadlite Basic 230V (255 watt) classiquement utilisées par les professionnels de l'image est apparu comme la solution la plus simple. L'utilisation de ce type d'éclairage a permis d'éclairer la pièce dans son intégralité et d'obtenir des images stables. Un exemple des images

obtenues dans la cellule noire est donné par la figure Fig. 2, trois lampes Balcar ont été utilisées et l'image acquise par une caméra 2048 x 2048 pixels. L'utilisation de ce type d'éclairage génère inévitablement une chaleur pouvant influencer le flux d'air observé, afin de réduire cette perturbation, les lampes n'ont été allumées que pendant l'enregistrement effectif des images de bulles.

Nous avons constaté qu'en choisissant des temps d'exposition courts (1 ms), il est possible d'éliminer le phénomène de double réflexion observé sur les bulles de savon. La figure Fig. 3 montre une image de bulles de savon de l'ordre de 2mm de diamètre se déplaçant à une vitesse maximale de 2 m/s, le temps d'exposition des images utilisé par les caméras est fixé à 1000 μ s. Les bulles se déplaçant à la vitesse maximale se projettent sur le plan image en forme allongée (ellipse) dans le sens du déplacement du flux d'air tandis que les bulles de vitesse inférieure présentent des formes circulaires, en effet, plus la vitesse de déplacement de la bulle est élevée plus la forme de sa projection est importante.

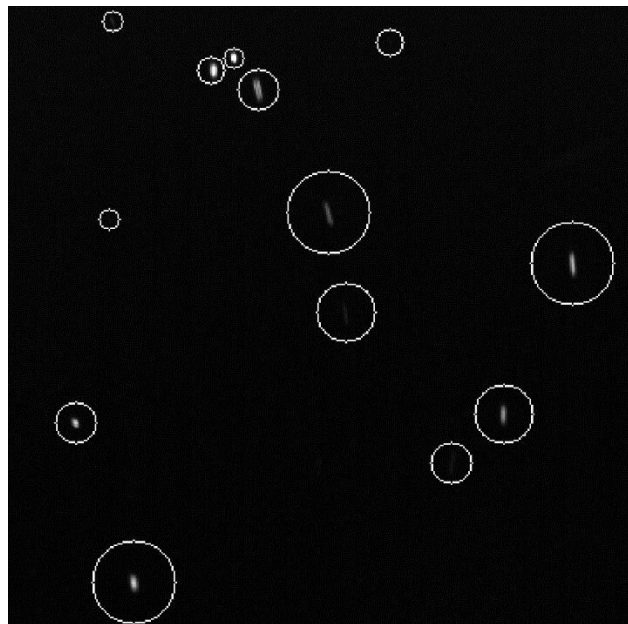


Fig. 3. Forme de la projection des bulles de savon sur le plan image d'une caméra à temps d'exposition de 1000 μ s.

II.1.2. Caméras

Les caméras utilisées sont dotées d'objectifs CF16HA-1, ces objectifs possèdent une grande ouverture ($f/1.4 \sim f/22$) qui fournit des images claires en basse intensité lumineuse. La distance focale de 16 mm nous a permis de couvrir de très grands volumes : angles de vue $43^{\circ}36' \times 33^{\circ}24'$ pour un capteur 1'' (11,26 x 11,26 mm).

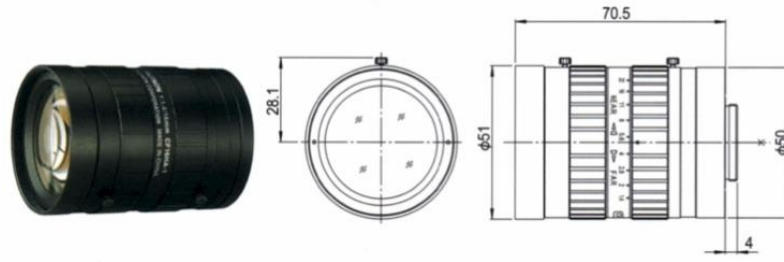


Fig. 4. Objectif CF16HA-1 utilisé.

D'autre part, nous avons choisi d'utiliser les capteurs Basler acA2040-180km pour respecter deux principales exigences du suivi Lagrangien des particules, à savoir :

1. Une résolution élevée qui permet de visualiser les bulles de savon nettement et sur un nombre suffisant de pixels. Le choix de la résolution des caméras dépend également du champ observé : profondeur, largeur, éclairage utilisé *etc.*



Fig. 5. Capteur acA2040-180km.

Ces capteurs CMOS (complimentary metal-oxide semiconductor sensors) ont une résolution de 2048 x 2048 pixels (5.5 $\mu\text{m}/\text{pixel}$), ils possèdent ainsi un grandissement transversal (rapport de la taille réelle d'un objet à son image vue à travers un système optique) de l'ordre de 10^{-3} pour un champ observé de 3 m de largeur :

$$\gamma = \frac{\text{taille du capteur}}{\text{champ observé}}$$

$$= \frac{(5.5 \times 2048)}{(3 \times 10^6)} = 3.754 \times 10^{-3}$$

La taille de la projection d'une bulle de savon est alors calculée comme suit :

$$\text{Taille de l'image d'une bulle} = \gamma \times 3 \times 10^3 = 11.26 \mu\text{m} \sim 3 \text{ pixels}$$

Une bulle de savon d'environ 3 mm de diamètre se projette sur 3 pixels en moyenne : 17 μm pour chaque bulle. Cette configuration nous a permis de couvrir 70% du volume de la cellule AIRDIFF (description dans la section 1.d).

2. La profondeur réglable des capteurs (8, 10 ou 12 bits) permet d'observer des niveaux de contraste importants, en effet, les niveaux de gris présents sur les images de bulles peuvent varier entre 0 et 2^8 pour une profondeur de 8 bits, ceci nous permet d'améliorer considérablement la qualité du contenu d'une image et d'obtenir un résultat de l'analyse plus précis sur des images de bulles de savon translucide avec un fond (murs) très opaque voire noir.

3. Une fréquence d'acquisition suffisamment élevée : ce critère dépend principalement de la vitesse du flux d'air à suivre et de la densité d'ensemencement. Si le flux d'air se déplace à une vitesse importante, les caméras doivent être en mesure de saisir les positions des bulles entre deux instants successifs sans que ces dernières aient traversé une distance supérieure à notre fenêtre de recherche. Ainsi, Si nous utilisons une fréquence maximale égale à 180 frames par secondes (fps), le temps séparant deux prises d'images est de 5.6×10^{-3} secondes :

$$F_{\max} = 180 \text{ fps} \geq \Delta t_{\min} = 5.6 \times 10^{-3} \text{ s}$$

Dans notre configuration, pour une vitesse moyenne de 5 m/s à l'intérieur de la cellule nous obtiendrons un déplacement maximal $D_{\max}$:

$$\begin{aligned} D_{\max} &= V_{\max} \times \Delta t_{\min} \\ &= 5 \times 10^3 \times 5.6 \times 10^{-3} = 28 \text{ } = 28 \times 10^3 \text{ } \mu\text{m} \end{aligned}$$

Ainsi, le déplacement sur l'image de la caméra est calculé comme suit :

$$D_{\text{ImageMax}} = \gamma \times D_{\max} = 103.235 \text{ } \mu\text{m} \sim 19 \text{ pixels}$$

Nous constatons que la fréquence des caméras Basler acA2040-180km permet de restreindre le déplacement des bulles à quelques centimètres dans l'espace réel et une dizaine de pixels sur les images acquises. Nous démontrons dans les chapitres suivants (chapitre 3) que cette fréquence est suffisante pour pouvoir suivre les bulles de savon pendant leur déplacement dans la cellule de test. Nous constaterons également que les ambiguïtés entraînées par la densité d'ensemencement élevée peuvent être résolues grâce à la résolution et la fréquence de ce type de capteurs.

II.1.3. Traceurs

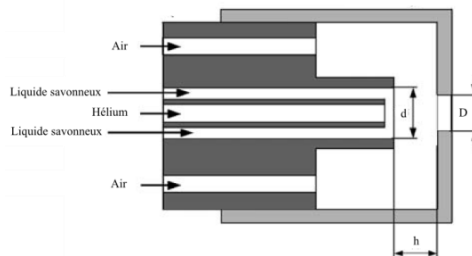
Les traceurs utilisés dans le cadre de ce travail sont des bulles de savon remplies à l'hélium (*Helium Filled Soap Bubbles HFSBs*), ces bulles sont de densité neutre par rapport à l'air, elles possèdent ainsi un comportement identique aux particules d'air. L'idée d'utiliser ce type de traceurs est de compenser la masse de la paroi liquide des bulles par un gaz plus léger que l'air, par conséquent, une bulle de savon d'une densité neutre par rapport à l'air suivra l'écoulement avec une erreur négligeable puisque son mouvement dans le flux dépend principalement des forces de pression, d'inertie et de gravitation. Dans le cas de ces bulles qui mesurent entre

1.3 mm et 3.8 mm, la pression exercée sur la bulle est compensée par les forces d'inertie. Inversement, les bulles plus légères ou plus lourdes que l'air (de densité inférieure ou supérieure) auront tendance à dévier du flux.

L'étude menée par (Kerho & Bragg 1994) afin de vérifier la capacité de ce type de traceurs à simuler le comportement du flux d'air a permis de valider la théorie des bulles de savon pour des mesures qualitatives car les systèmes de génération de bulles existants n'éliminent que les bulles plus lourdes que l'air. Les résultats des expérimentations obtenus dans des travaux plus récents ont néanmoins montré que les bulles plus légères explosent au contact de la paroi du tube puisqu'elles ont tendance à s'élever vers le haut. (Scarano et al. 2015) a démontré la fiabilité des *HFSBs* dans les études quantitatives de flux d'air à basses vitesses tels que ceux présents dans les milieux intérieurs (pièce d'un bâtiment). Ces critères présentés par les bulles de savons remplies à l'hélium permettent d'avoir des traceurs avec une bonne visibilité et une durée de vie qui conviennent à notre étude. D'autant plus que ce type de traceurs est préféré à ses homologues (microsphères de nylon et de polymères) qui sont difficiles à éclairer et à suivre dans un système PTV à grande échelle.



a



b

Fig. 6. a. Le générateur fourni par SageAction. b. Vue de l'orifice utilisé pour générer les bulles de savons (Bosbach2009).

Le générateur *modified Model 5 Bubble Generator* fourni par SageAction, Inc. (Hale et al. 1971; Sage action Inc. 2012) est un outil compact permettant de générer des bulles de diamètre entre 0.7 mm et 4 mm, il possède deux sorties pour une génération simultanée de bulles augmentant ainsi les densités d'encensement en augmentant le taux de production (300-400 bulles/seconde). Les bulles sont générées par un embout composé de deux tubes coaxiaux (voir figure Fig. 6), le liquide savonneux est injecté à partir du tube extérieur, tandis que l'hélium est soufflé dans le conduit central. Les bulles sont ensuite expulsées grâce au flux d'air injecté dans l'orifice.

II.1.4. Cellule AIRDIFF

Les expérimentations ont été menées dans la cellule thermo-gardée échelle 1 AIRDIFF au laboratoire LASIE (Université de La Rochelle). La cellule est un modèle de pièce de bâtiment de $3.5 \times 3.5 \times 3.5$ m³ (voir figure Fig. 7), les six façades de la cellule sont contrôlée thermiquement grâce à un circuit hydraulique inséré dans les murs et connecté à une pompe à chaleur (PAC) réversible. Un faux-plafond a été installé à une hauteur de 2,5 m du sol pour les essais. L'écoulement moteur est généré par une centrale de traitement d'air constituée d'un ventilateur et de batteries chaudes et froides. Le débit d'air (Q_v) et la température de soufflage (T_s) du jet d'air injecté dans la cellule test sont maintenus constants pour chacune des configurations. Dans cette étude, la ventilation est assurée par une unité terminale de diffusion de l'air (UTDA) plafonniers très utilisée dans les locaux de bureaux. L'UTDA choisie pour l'étude est un diffuseur plafonnier, modèle AF842 de fabrication ALDES (Figure Fig. 7. b) conçue pour être montée en faux-plafond. Celle-ci est installée en extrémité du convergent comme schématisé sur la Figure Fig. 7. a.

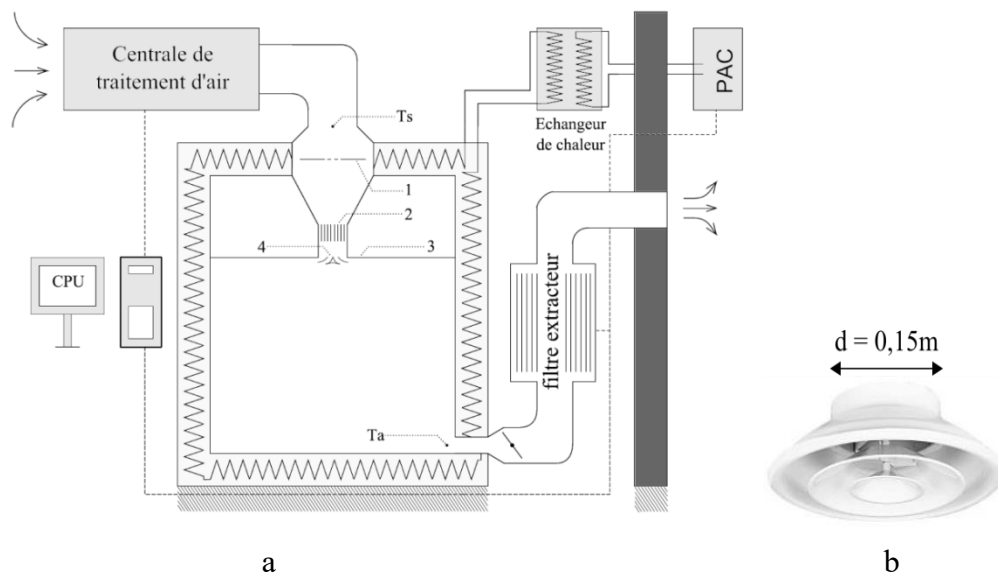


Fig. 7. Schéma de la cellule de test échelle 1 du laboratoire LASIE (bragança2016).

Le positionnement des caméras dans la cellule AIRDIFF était le suivant (avec les 3 caméras à la même hauteur):

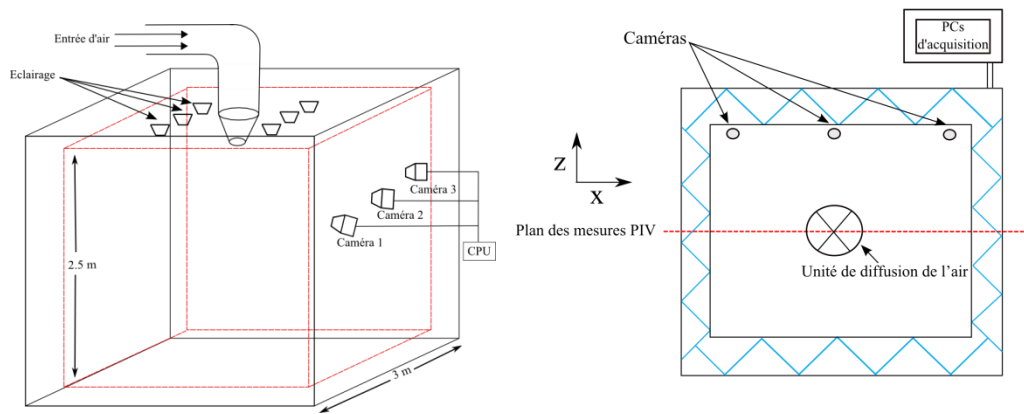


Fig. 8. Positionnement des caméras par rapport à l'injection en vue de dessus.

Les particules (bulles de savon remplies à l'hélium) sont injectées à partir du diffuseur plafonnier, le jet est vertical. La figure Fig. 9 montre un exemple d'image de particules prise dans la cellule par une des caméras. Le but de ces expérimentations est d'analyser un jet issu d'un système de diffusion d'air et l'interaction de ce dernier avec la zone d'occupation.

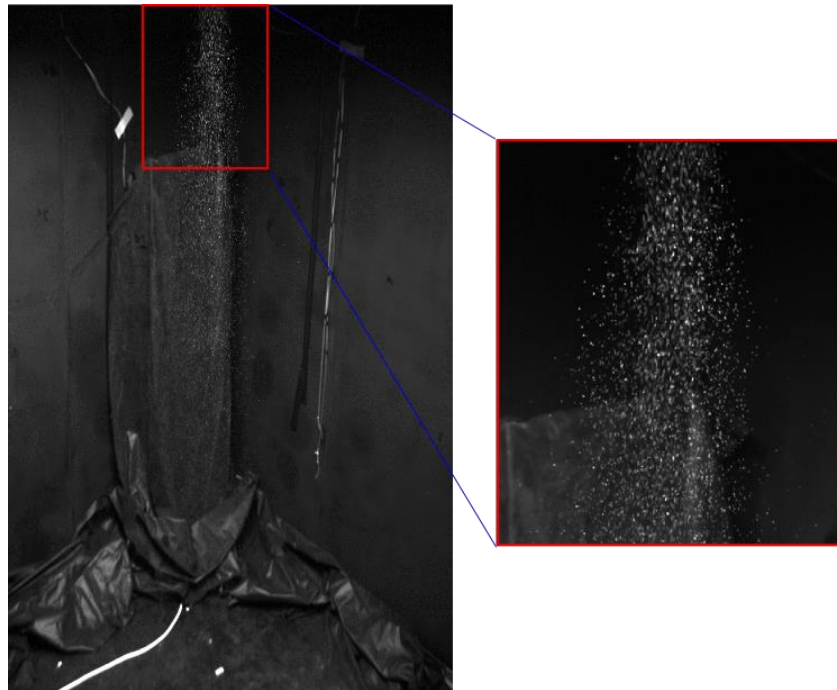


Fig. 9. Exemple d'une image de particules prise par une des caméras installées dans la cellule AIRDIFF.

D'autres types de jets ont été également testés, nous les présenterons en détail dans le chapitre 4.

II. 2. Géométrie et Calibration des caméras

La calibration consiste à estimer les **paramètres intrinsèques** et **extrinsèques** de la caméra. Ce processus permet de déterminer la relation mathématique entre les coordonnées 2-D des points sur les images (repère de l'image) et les positions 3-D de ces points dans l'espace (repère réel).

Nous utiliserons ces paramètres par la suite afin d'établir la mise en correspondance entre les points détectés par les différentes caméras. Ils nous permettront également de calculer les positions 3D des particules à partir de leurs positions 2D.

II.2.1. Modèle de caméra

Le modèle de caméra le plus utilisé est le **modèle sténopé** décrit dans (Hartley & Zisserman 2003) et (Faugeras 1993). Dans ce modèle les points 3D de la scène sont projetés sur un plan image 2D par une transformation perspective que nous pouvons décomposer en deux transformations successives (figure Fig. 10) :

1. Passage du repère réel au repère de la caméra.
2. Passage du repère de la caméra au repère de l'image.

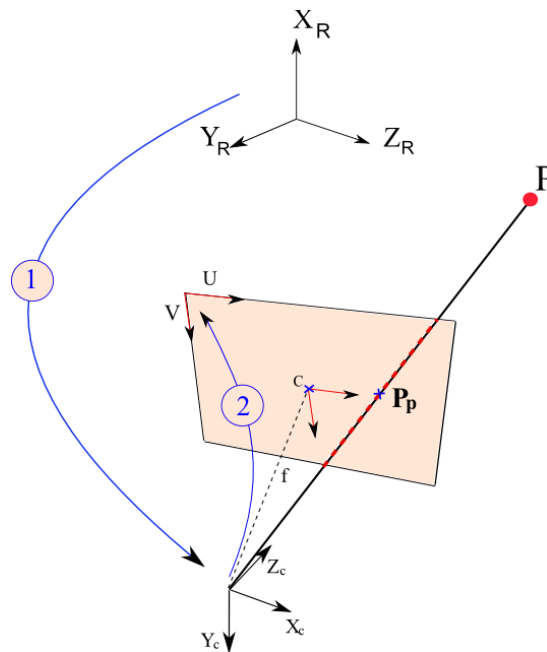


Fig. 10. Transformations et repères du modèle sténopé.

Le point principal du capteur de la caméra, $C (cx, cy)$, se trouve au centre de l'image et correspond au point d'intersection de tous les axes optiques avec le plan image.

L'image $P_p(u, v)$ du point $P(X, Y, Z)$ correspond à l'intersection du plan image avec la ligne reliant P et le centre de projection (point de référence du repère de la caméra).

Les transformations présentées ci-dessus s'écrivent sous forme matricielle (en adoptant les coordonnées homogènes des points P et P_p) comme suit:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & s & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

Où :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = A \cdot R|T \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

Les matrices R et T permettent le passage du système de coordonnées réel au repère de la caméra par une rotation et une translation. Ils décrivent ainsi la position et l'orientation de la caméra par rapport au repère du monde réel.

Les paramètres intrinsèques d'un modèle sténopé sont les coordonnées du point principal $C = [c_x; c_y]^T$ et la distance focale $f(f_x, f_y)$. Dans le cas des caméras dotées de capteurs CCD/CMOS, la distance focale est donnée en pixels afin de prendre en compte les différentes formes possibles d'un pixel. Ainsi, si f est la distance focale en millimètres, $f_x = f/p_x$ et $f_y = f/p_y$ où p_x et p_y sont les dimensions d'un pixel du capteur de la caméra. Le paramètre s représente l'inclinaison dans le cas de non-orthogonalité des pixels du capteur, pour la plupart des capteurs CDD/CMOS ce paramètre est nul car les pixels sont rectangulaires.

Les lentilles d'un objectif de caméra réel engendrent, en général, des distorsions (radiales et tangentielles) dues au processus de la fabrication, afin de tenir en compte de ce fait, le modèle présenté ci-dessus est étendu comme ceci :

$$\begin{aligned} u &= f_x * x'' + c_x \\ v &= f_y * y'' + c_y \end{aligned}$$

Où :

$$\begin{aligned} x'' &= x' \frac{1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6}{1 + k_4 r^2 + k_5 r^4 + k_6 r^6} + 2s_1 x' y' + 2s_1 (r^2 + 2x'^2) \\ y'' &= y' \frac{1 + k_1 r^2 + k_2 r^4 + k_3 r^6}{1 + k_4 r^2 + k_5 r^4 + k_6 r^6} + 2s_2 x' y' + 2s_1 (r^2 + 2y'^2) \end{aligned}$$

Et :

$$\begin{aligned}
 r^2 &= x'^2 + y'^2 \\
 x' &= X_c / Z_c \\
 y' &= Y_c / Z_c
 \end{aligned}$$

Les paramètres (k_1 ; k_2 ; k_3 ; k_4 ; k_5 ; k_6) et (s_1 ; s_2) représentent, respectivement, les coefficients de distorsions radiales et les coefficients de distorsions tangentielles.

La transformation du repère réel au repère de la caméra se compose d'une rotation et une translation, ce sont les paramètres extrinsèques :

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Dans cette formulation X , Y et Z sont les coordonnées du point P dans le repère de la mire utilisée lors de la calibration.

II.2.2. Processus de la calibration

La calibration des caméras est une étape nécessaire pour la reconstruction 3D, elle permet d'extraire les informations métriques à partir d'images 2D. Les techniques de calibration peuvent être classées dans deux catégories : calibration par photogrammétrie et auto calibration, la calibration par photogrammétrie utilise cependant l'utilisation de plusieurs objets planaires, disposés orthogonalement, elle nécessite ainsi une l'utilisation de configurations complexes. L'auto calibration est une méthode qui permet de réaliser la calibration d'une caméra sans l'utilisation d'un objet de calibration, elle se base uniquement sur les caractéristiques de la scène observée par la caméra, elle reste cependant peu fiable comparée à d'autres techniques. D'autres approches ont également été utilisées telles que les points de fuite pour les directions orthogonales et la calibration à partir de rotations pures.

Le problème de calibrage peut être résolu en utilisant un objet de calibrage spécifique appelé mire, qui fournit des points 3D parfaitement connus dans le repère du monde réel. La méthode proposée par (Zhang 2002) consiste à acquérir n images de la mire pendant qu'elle est déplacée librement (rotations et translations) dans le champ de vue de la caméra.

La première étape consiste à extraire les points de la mire qui sont représentés par les sommets de la surface du damier dans la mire utilisée (figure Fig. 12). Cette mire est composée de carrés de 6 cm. Les deux routines fournies par *OpenCV*: *findChessboardCorners* et *cornerSubPix* permettent de détecter et affiner le calcul des positions des sommets de la mire. Une image de la mire de calibration est

acquise par la caméra, elle est ensuite utilisée en plus du nombre de points à détecter afin de retrouver tous les sommets. L'idée est de calculer l'intersection des droites passant par les arêtes des carrés. Un exemple permettant d'illustrer ce processus est donné par la figure Fig. 11.

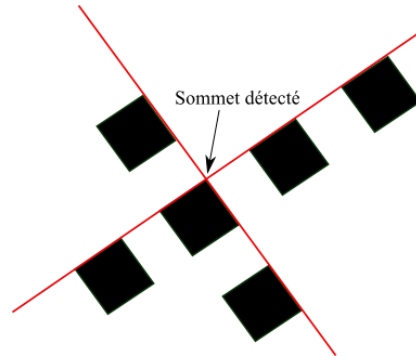


Fig. 11. Exemple de sommet de mire détecté par intersection de deux droites passant par les arêtes des carrés.

Les paramètres intrinsèques de la caméra sont estimés en utilisant les positions des points de la mire sur chacune des n images acquises, la méthode d'estimation est implémentée par la routine d'OpenCV : CalibrateCamera. Cette fonction utilise les paramètres suivants :

- Les points objets : ces points permettent de décrire l'aspect réel des points de la mire de calibrage, dans le cas d'une mire en damier planaire nous obtenons un ensemble de points 3D où la coordonnée en Z est égale à zéro ($X, Y, 0$).
- Les points images : ils représentent les positions 2-D des sommets détectés sur chacune des images acquises.
- Le nombre de points utilisés pour la calibration.
- La taille des images enregistrées : dimensions en pixels.

A partir de ces données la fonction CalibrateCamera fournit les paramètres intrinsèques de la caméra, ainsi que les paramètres extrinsèques relatifs à chacune des positions (rotations et translations) de la mire. L'algorithme implémenté par cette routine est basé sur les travaux de (Zhang 2002) et (Bouguet n.d.), l'approche proposée se situe entre la calibration par photogrammétrie et l'auto-calibration, car elle utilise les données 2-D au lieu des données implicites ou tridimensionnelles. Ainsi, la procédure de calibrage est décrite comme suit :

1. Imprimer une mire planaire et la fixer sur un support rigide.
2. Acquérir n images de la mire pendant qu'elle est déplacée.
3. Détecter les points d'intérêt sur chacune des images acquises.

4. calculer analytiquement une estimation des paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra.
5. Estimer les coefficients de distorsion par méthode des moindres carrés.
6. Affiner l'estimation par une optimisation non-linéaire basée sur le maximum de vraisemblance.

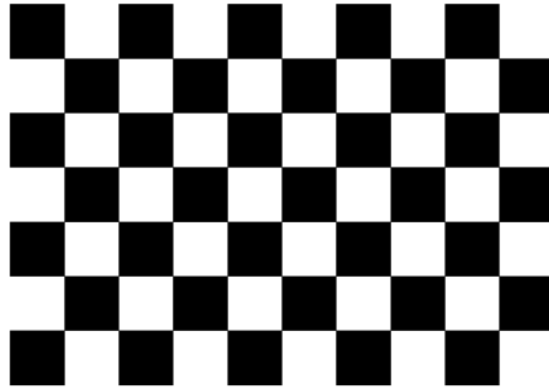


Fig. 12. Image de la mire utilisée.

La figure Fig. 13 représente les images de la mire pendant qu'elle est déplacée dans le champ de vision d'une caméra. Les points d'intérêt détectés par l'algorithme sont présentés sur la figure Fig. 14.

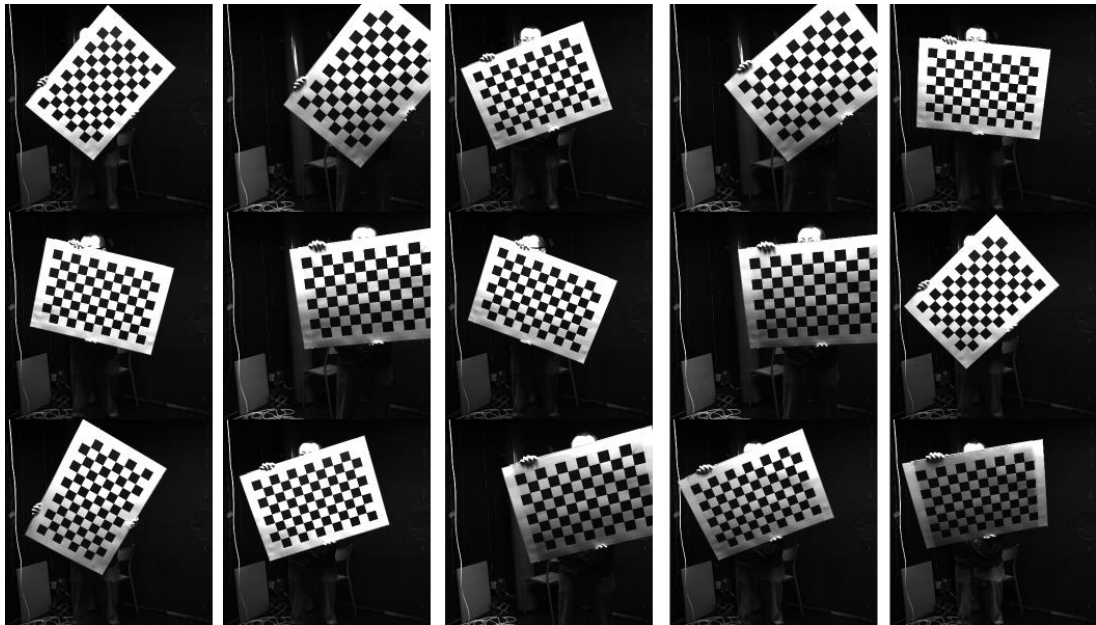


Fig. 13. La mire déplacée dans le champ de vision de la caméra à calibrer.

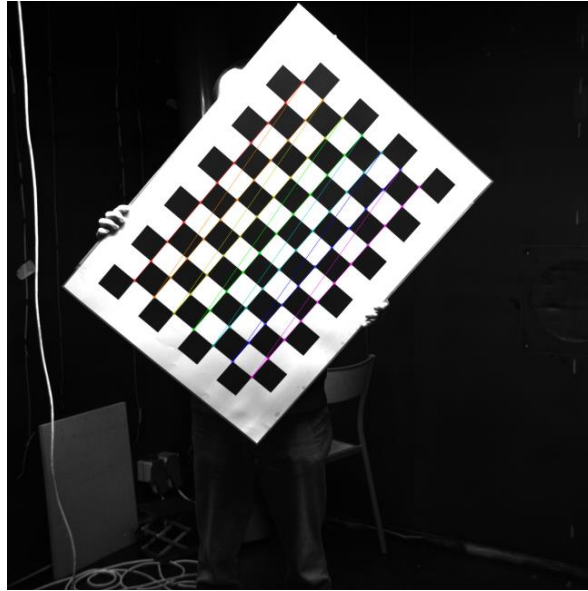


Fig. 14. Les points de la mire détectés par l'algorithme.

Cette procédure de calibration est répétée pour chacune des caméras, les paramètres intrinsèques de chacune d'entre elles sont sauvegardés pour le reste du processus de la reconstruction 3D.

Calibration externe :

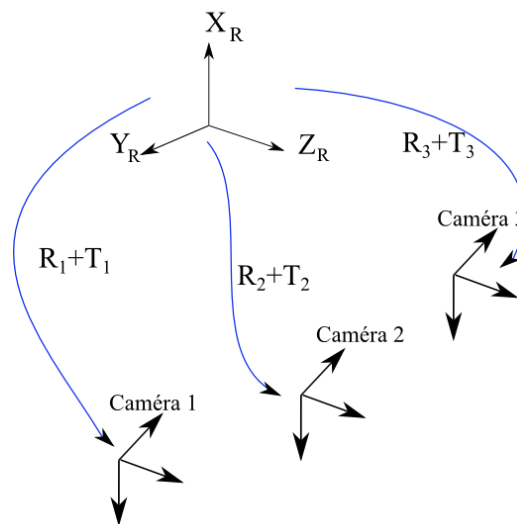


Fig. 15. Transformations externes : passage du repère réel aux repères caméras.

Les positions définitives des caméras sont ensuite choisies pour l'étape de calibration extrinsèque. Il s'agit de définir les matrices de rotation et de translation (R_i/T_i) pour chacune d'entre elles (Figure Fig. 15). Pour ceci, nous utilisons les

coordonnées image des points de la mire définies dans l'équation (1), nous pouvons ainsi écrire :

$$u = \frac{r_{11}X + r_{12}Y + r_{13}Z + t_1}{r_{31}X + r_{32}Y + r_{33}Z + t_3}$$

$$v = \frac{r_{21}X + r_{22}Y + r_{23}Z + t_2}{r_{31}X + r_{32}Y + r_{33}Z + t_3}$$

Pour estimer les paramètres de ces matrices, il suffit d'écrire ces équations pour les points de la mire en utilisant leur projection sur les images de chacune des caméras. Chaque point (X_i, Y_i, Z_i) se projette sur l'image en (u_i, v_i) , il fournit ainsi deux équations linéaires. Pour déterminer les 12 paramètres extrinsèques de la caméra, nous avons besoin de 6 points au moins. Le système d'équations obtenu est de la forme :

$$\begin{cases} r_{11}X_i + r_{12}Y_i + r_{13}Z_i + t_1 - u_i r_{31}X_i - u_i r_{32}Y_i - u_i r_{33}Z_i = t_3 u_i \\ r_{21}X_i + r_{22}Y_i + r_{23}Z_i + t_2 - v_i r_{31}X_i - v_i r_{32}Y_i - v_i r_{33}Z_i = t_3 v_i \end{cases}$$

Nous obtenons donc $2m$ équations pour m points, le passage à la forme matricielle donne :

$$\begin{pmatrix} X_i & Y_i & Z_i & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -u_i X_i & -u_i Y_i & -u_i Z_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_i & Y_i & Z_i & 1 & -v_i X_i & -v_i Y_i & -v_i Z_i \end{pmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} \\ r_{12} \\ r_{13} \\ r_{21} \\ r_{22} \\ r_{23} \\ r_{31} \\ r_{32} \\ r_{33} \\ t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_3 u_i \\ t_3 v_i \end{bmatrix}$$

II.2.3. Positionnement des caméras

Le choix des positions des caméras est crucial pour l'établissement des correspondances stéréoscopiques, notamment dans le cas d'une densité élevée des traceurs présents dans le volume observé. Les traceurs dans le cas de cette étude sont des bulles de savon, ils ne possèdent ainsi aucune caractéristique visuelle qui permettrait de les distinguer, le critère géométrique défini par les contraintes épipolaires reste alors le seul moyen de mise en correspondance entre les bulles. En effet, Une bulle de savon se trouvant à une position A sur le plan image d'une caméra est détectée à une position B sur le plan image d'une autre caméra, la mise en correspondance permet dans ce cas d'établir la relation entre A et B. La

procédure de calibration permet de déterminer les paramètres d'orientation et de positionnement des caméras, ceci fournit une base pour le calcul des contraintes épipolaires : à partir d'un point P sur le plan image de la caméra, une ligne épipolaire (ensemble de points) peut être déterminée sur le plan image de la caméra voisine, le point P' correspondant au point P se trouve sur cette ligne. Cependant, des densités d'ensemencement élevées sont utilisées dans le cas des suivis Lagrangiens de particules car ils permettent une meilleure résolution spatiale, cette saturation du volume en traceurs peut mener à des ambiguïtés.

Les sources d'ambiguïtés dans le calcul des correspondances ont été définies par (Maas 1992). Dans le cas de l'utilisation de deux caméras, le nombre d'ambiguïtés évolue au carré du nombre de traceurs détectés et linéairement à la profondeur du champ observé. Dans le cas du suivi Lagrangien en grands volumes, le nombre d'ambiguïtés générées par un système à deux caméras est ainsi très important, ceci rend cette configuration inenvisageable. L'augmentation du nombre de caméras permet de réduire considérablement le nombre d'ambiguïtés, le coût algorithmique de cette opération est cependant d'autant plus important que le nombre de caméras utilisées est élevé.

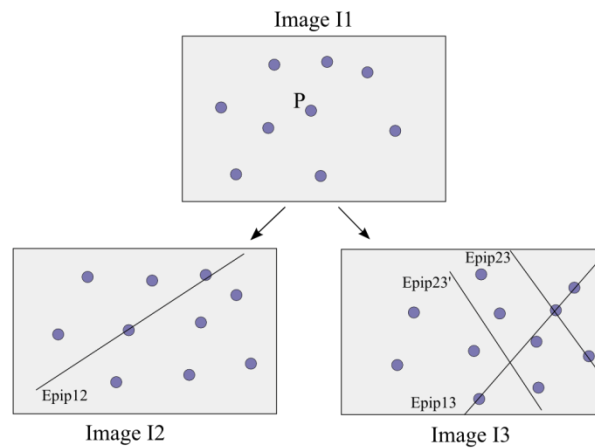


Fig. 16. Calcul de la correspondance sur les images de trois caméras par intersection des lignes épipolaires.

Une première solution consiste à rajouter une seule caméra afin de restreindre l'ensemble de recherche des points d'une ligne épipolaire à l'intersection de deux lignes : Considérant le cas d'un espace 3D observé par trois caméras, pour la particule P sur l'image I1 provenant de la caméra 1, nous commençons par tracer les lignes épipolaires : $Epip1-2$ sur l'image 2 et $Epip1-3$ sur l'image 3 (voir figure Fig. 16).

Sur l'exemple donné dans la Fig. 16, nous considérons les deux particules sur $Epip1-2$ et les trois particules sur $Epip1-3$ comme étant des candidates en termes de

correspondance, une erreur de précision est tolérée ici afin de prendre en compte les distorsions et les indices de réfraction des objectifs utilisés.

Les lignes épipolaires *Epip2-3* correspondant aux particules candidates sur l'image 2 sont tracées sur l'image 3. L'intersection avec la ligne *Epip1-3* correspond à une des trois candidates sur cette image, ceci nous permet d'éliminer les deux particules où aucune intersection n'est trouvée. Nous pourrions ainsi déterminer les positions de *P* sur chacune des images.

Le nombre de correspondances non-résolues *N* est alors donné dans le cas d'une mise en correspondance entre trois caméras par :

$$N = \frac{4(n^2 - n) \cdot \varepsilon^2}{R \cdot \sin \alpha} \cdot \left(1 + \frac{d_{12}}{d_{23}} + \frac{d_{13}}{d_{12}}\right) \quad (2)$$

Où :

- *n* est le nombre de particules observées par les caméras.
- *R* est la fenêtre de recherche épipolaire : la distance entre la projection des deux points aux deux extrémités du champ observé.
- α est l'angle entre les lignes épipolaires.
- d_{ij} sont les distances entre deux caméras (entre leurs centres de projections).
- ε est l'erreur de précision de la mesure.

Une valeur optimale est ainsi atteinte lorsque $d_{12} = d_{23} = d_{13}$, ceci correspondant à une configuration des centres des caméras en triangle équilatérale.

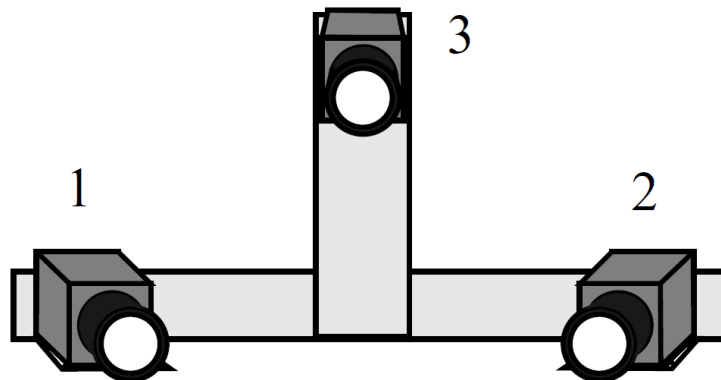


Fig. 17. Disposition optimale de trois caméras CCD pour une mise en correspondance par intersection de lignes épipolaires (Maas 1993).

L'angle α peut être retrouvé dans notre cas grâce aux lignes épipolaires correspondant aux points de la mire utilisée lors de la calibration des trois caméras (Fig. 1). Dans notre cas, il est égal à $27,5^\circ$. Cette valeur fait augmenter le nombre de correspondances non-résolues (la valeur maximale étant atteinte à 0° où $\sin \alpha = 1$).

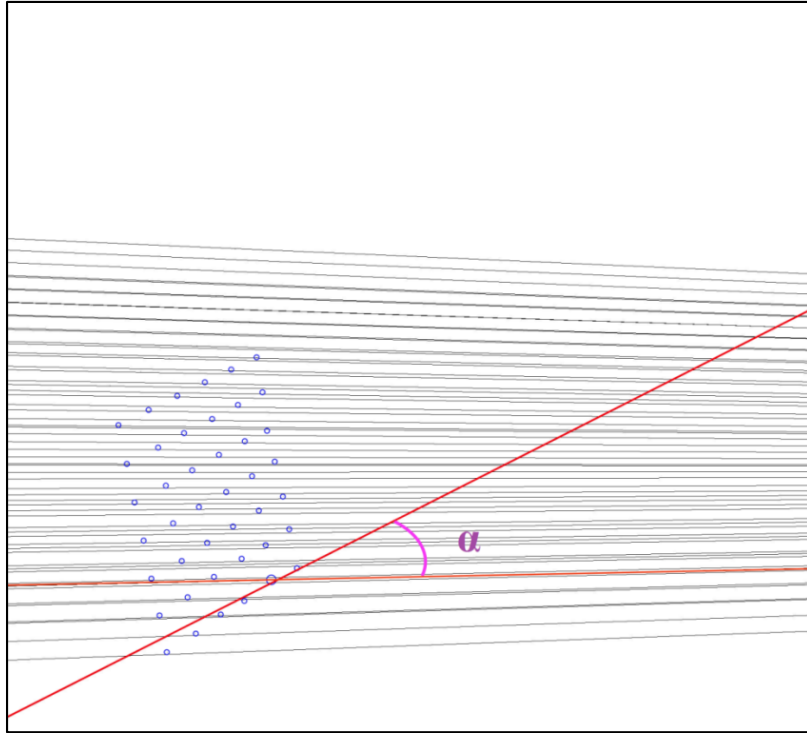


Fig. 18. Angle α compris entre Epip1-2 et Epip2-3.

Une première idée est de positionner les caméras de sorte à maximiser l'angle α . Une configuration de trois caméras équidistantes ($d_{12} = d_{23} = d_{13}/2$) permettrait d'obtenir des angles plus grands (Figure Fig. 19). L'utilisation d'une quatrième caméra est une possibilité complémentaire et pourrait s'avérer indispensable pour ce type de densité d'ensemencement.

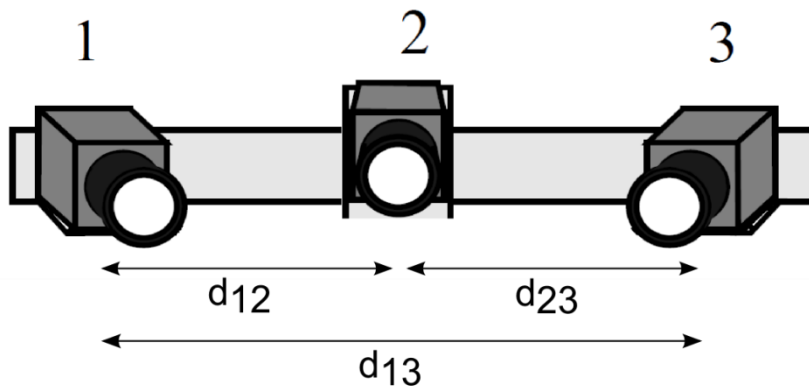


Fig. 19. Disposition colinéaire de trois caméras CCD.

II.2.4. Enregistrement des images des bulles

Une fois toutes les caméras calibrées et leurs positions bien définies, nous procédons à l'enregistrement des images des bulles injectées dans le volume à observer. Ce processus est réalisé en utilisant le logiciel d'acquisition d'images HIRIS fourni par la société R&D Vision (R&D Vision n.d.). Cet outil est basé sur le concept de conteneurs d'images, il permet de récupérer les images à partir de chaque caméra et de les stocker sur un ordinateur (RAM ou Disque dur). L'acquisition est déclenchée par un trigger et l'enregistrement sur le disque est réalisé à une fréquence bien définie. Les différentes caméras que nous utilisons doivent être parfaitement synchronisées afin de pouvoir procéder au calcul des positions 3D des particules. Afin de synchroniser l'acquisition des images, nous avons utilisé le logiciel CameraTool qui permet de contrôler les cartes d'acquisition des caméras. Une architecture *direct to disk* assurant l'enregistrement sans perte à 1,6 Go/s de données brutes en sortie d'une caméra (performance poussée jusqu'à 1,9 Go/s dans certaines configurations d'acquisition) a été validée et utilisée dans le cadre de nos essais dans la cellule AIRDIFF. Une description plus détaillée de l'utilisation et fonctionnalités de ces logiciels est présentée en Annexe.

Bibliographie

- Bouguet, J.Y., MATLAB calibration tool. Available at: http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/.
- Faugeras, O., 1993. Three-dimensional computer vision: a geometric viewpoint. *Artificial Intelligence*, (JANUARY 1993), p.695. Available at: <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=171658>.
- Hale, R.W. et al., 1971. *Development of an Integrated System for Flow Visualization in Air Using Neutrally-Buoyant Rubbles*,
- Hartley, R. & Zisserman, A., 2003. *Multiple view geometry in computer vision*, Cambridge university press.
- Kerho, M.F. & Bragg, M.B., 1994. Neutrally buoyant bubbles used as flow tracers in air. *Experiments in Fluids*, 16(6), pp.393–400.
- Lobutova, E., Resagk, C. & Putze, T., 2010. Investigation of large-scale circulations in room air flows using three-dimensional particle tracking velocimetry. *Building and Environment*, 45(7), pp.1653–1662.
- Maas, H.-G., 1992. Complexity analysis for the establishment of image correspondences of dense spatial target fields. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 29, pp.102–107.
- Maas, H.-G., 1993. Complexity analysis for the establishment of image correspondences of dense spatial target fields. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 29, p.102.
- R. Hartley, A.Z., 1999. Multiple View Geometry Richard Hartley and Andrew Zisserman. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, (June).
- R&D Vision, No Title. Available at: <http://www.rd-vision.com/logiciel.html>.
- Sage action Inc., 2012. Bubble generator systems for air flow visualization and measurement. Available at: <http://www.sageaction.com/>.
- Scarano, F. et al., 2015. On the use of helium-filled soap bubbles for large-scale tomographic PIV in wind tunnel experiments. *Experiments in Fluids*, 56(2).
- Zhang, Z., 2002. A Flexible New Technique for Camera Calibration (Technical Report). *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11), pp.1330–1334.

Chapitre III : Calcul des trajectoires tridimensionnelles de l'air

Le suivi 3D de particules (3D PTV) consiste à injecter des traceurs dans le flux étudié (air, liquide...) et de suivre leur mouvement par des caméras ultra-rapides. Il s'agit ensuite de reconstruire la trajectoire 3D suivie par chaque traceur au cours du temps, l'ensemble des trajectoires calculées permet d'obtenir une description tridimensionnelle du mouvement du flux. La première étape du suivi est l'analyse des images acquises par les caméras afin de détecter les particules, ceci permet d'extraire les positions 2D (en pixels) sur lesquelles se projettent les bulles.

A partir des positions 2D des particules, deux manières de procéder sont envisageables : La première consiste à calculer les trajectoires en reliant les positions 2D, le calcul est dans ce cas réalisé sur les images de chacune des caméras séparément, il suffit ensuite de retrouver les coordonnées 3D en faisant correspondre les trajectoires entre elles. L'inconvénient de cette approche est le fait qu'elle est basée sur une représentation 2D (information sur la profondeur perdue) pour calculer les trajectoires. L'autre façon de procéder est d'exploiter les données provenant de chaque caméra à un instant t pour calculer les coordonnées 3D de chacune des bulles. Les positions 3D obtenues aux instants t et $t+\Delta t$ sont ensuite reliées entre elles (suivi temporel). Les trajectoires sont donc construites à partir de positions réelles. Le schéma présenté dans la figure Fig. 1. résume les étapes suivies lors du calcul des trajectoires par la deuxième approche. Nous détaillerons dans ce chapitre les étapes présentées par ce schéma et les méthodes développées afin de réaliser chacune d'entre elles.

Nous nous sommes intéressés dans un premier temps au problème de la détection des bulles de savon remplies à l'hélium, ces particules ont été présentées

dans le chapitre précédent et utilisées dans le cadre de notre étude comme traceurs des flux de l'air, l'observation des images enregistrées par les caméras nous a permis de constater que la projection d'une bulle sur une image est très proche de la forme d'un *blob*. Ce type de formes est souvent étudié en vision par ordinateur et utilisé afin d'extraire des objets qui forment une région sur l'image. Nous avons ensuite amélioré le traitement afin de prendre en compte les différentes distances à laquelle se trouvent les bulles par rapport à la caméra, nous avons donc introduit un calcul multi-échelle.

Le suivi temporel consiste à relier les particules détectées à un instant donné aux particules de l'instant suivant. C'est une étape délicate notamment lorsque la densité de particules est importante. Afin d'améliorer le suivi temporel, une nouvelle méthode basée sur une conception floue du filtre de Kalman a été introduite et est présentée dans la deuxième partie de ce chapitre. Le filtre de Kalman est utilisé dans ce cadre pour estimer les positions des particules.

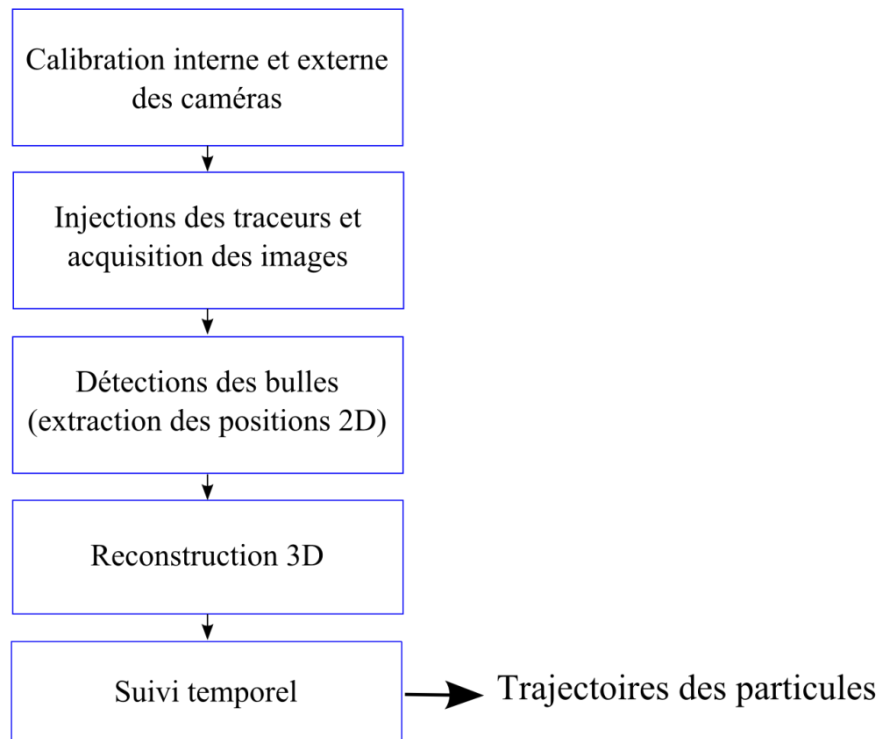


Fig. 1. Schéma résumant les étapes de la reconstruction des trajectoires des particules.

III.1. Identification des particules (détection des centres des bulles)

Les images numérisées peuvent contenir un nombre indéterminé de particules. La projection d'une particule sur le plan image de la caméra est constituée d'un ensemble de pixels, chacune de ces projections apparaîtra différemment sur l'image (voir figure Fig. 2.), la forme des pixels et leur nombre dépend de la distance de la bulle par rapport à la caméra et de l'intensité de lumière qu'elle reflète, elle dépend également de la manière dont elle est éclairée, les bulles reflètent de la lumière qu'elles reçoivent à partir des sources de lumière utilisées et qui peuvent être placées de manière aléatoire et avoir des intensités différentes. Ceci rend l'étape de la détection des bulles particulièrement difficile, notamment dans le cas de densité d'ensemencement importante et d'un fond d'image non-homogène. Cette étape est également critique car l'approche d'appariement des bulles sera d'autant plus efficace que la détection de la position des bulles sera précise, ainsi l'algorithme utilisé doit minimiser les erreurs de détection afin de réduire les ambiguïtés à l'étape de la reconstruction 3D.

Dans le cas de notre étude, un simple calcul de barycentre ne suffit pas, essentiellement à cause du problème du chevauchement des bulles sur les images acquises. D'autre part, la configuration utilisée dans le cas des grands volumes placent les caméras autour du flux d'air, les bulles injectées dans le flux étudié se déplacent librement dans le volume, elles peuvent donc s'approcher de la caméra et former des spots sur le plan image. L'algorithme de détection doit être capable d'éliminer de type d'aléas. La méthode proposée par (Biwolé et al. 2009) consiste à appliquer un seuillage suivi d'une étape d'ouverture (érosion et dilation de l'image des particules) par un élément structurant de forme carrée, cette approche est utilisée en vision par ordinateur afin d'éliminer les formes présents sur une image et dont la taille est inférieure à la taille de l'élément structurant utilisé. L'inconvénient de cette approche est la manière empirique de choisir le seuil à utiliser, ceci dépend du niveau d'éclairage et de la sensibilité du capteur. La binarisation permet de séparer les pixels appartenant aux bulles et ceux appartenant au fond de l'image, cette binarisation peut être automatisée en choisissant un seuil qui minimise la variance interclasse des ensembles de pixels (Otsu 1979). La variance interclasse est définie comme la somme pondérée des variances des deux classes. Bien qu'intuitive, cette méthode engendre une grande perte d'information due au bruit et à l'éclairage utilisé, en effet, l'intensité est la seule information à être prise en compte dans le calcul.

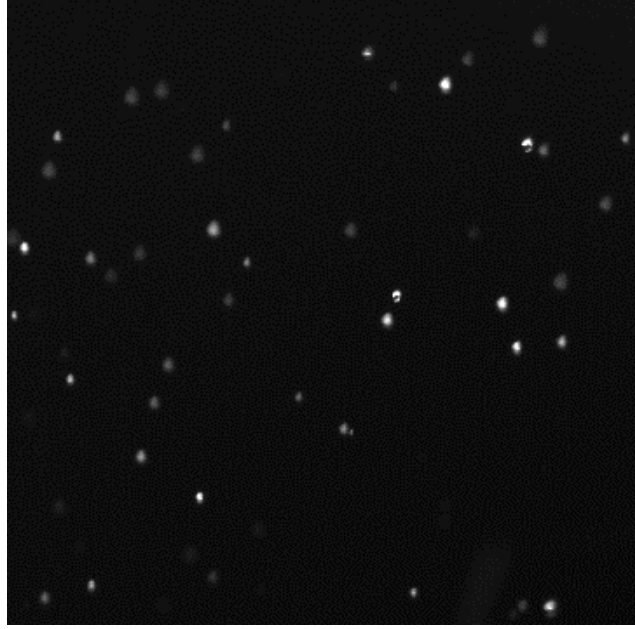


Fig. 2. Image de bulles de savons éclairées par des lampes Balcar.

III.1.1. Représentation multi-échelle d'une image

Afin de déterminer les positions des bulles de savon sur une image, nous avons fait appel à une technique consistant à analyser l'image à plusieurs niveaux d'échelle. Cette technique a été introduite par (Witkin 1984) et (Koenderink 1984), elle permet de construire pour une image donnée un espace d'échelle en appliquant itérativement un filtre Gaussien à cette dernière, ceci permet d'extraire les structures invariante au changement de niveau d'échelle présentes sur l'image. Cette présentation préserve la résolution de l'image de départ tout en permettant de détecter les caractéristiques des plus fines aux plus grossières.

Le filtre Gaussien est utilisé pour obtenir une représentation multi-échelle linéaire d'un signal, en effet, ce filtre satisfait les '*axiomes de l'espace d'échelle*', à savoir la linéarité, l'invariance aux translations, structure semi-groupe, etc. Un filtre Gaussien (rotationnellement symétrique) $G(x, y, \sigma)$ d'écart-type σ est donné par :

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (1.1)$$

L'espace d'échelle d'une image est définie par la fonction $L(x, y, \sigma)$, cette fonction est le produit de convolution de l'image de départ $I(x, y)$ par le filtre Gaussien $G(x, y, \sigma)$:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y; \sigma) * I(x, y) \quad (1.2)$$

L'écart-type σ correspond dans cette représentation au niveau d'échelle, au fur et à mesure que ce dernier augmente, le niveau de lissage de l'image augmente également. Les détails présents sur l'image de départ disparaissent ainsi au fur et à mesure puisque les fréquences hautes sont éliminées par le filtre. La figure Fig. 3. montre un exemple d'une représentation multi-échelle d'une image en niveaux de gris.



Fig. 3. Espace d'échelle à trois niveaux d'une image en niveaux de gris.

Cette représentation est très utile dans le cas de l'analyse des images de bulles de savon acquises par un système PTV, les structures formées par les bulles étant de tailles différentes, leur détection ne serait possible qu'à un niveau d'échelle précis. Le parcours des différents niveaux d'échelle permet ainsi d'extraire les positions de particules indépendamment de leurs distances par rapport à la caméra. Alors que d'autres approches multi-échelle telles que la représentation de la pyramide ou la transformée en ondelettes modélisent l'image à différentes résolutions, notons ici que la représentation utilisée préserve la résolution des images de départ.

La méthode multi-échelle permet l'extraction des formes (contours, blobs etc.) à plusieurs niveaux de lissage, le choix des niveaux d'échelle utiles reste cependant non-résolu, en effet, un niveau d'échelle réduit peut augmenter la précision de l'algorithme de calcul, la robustesse au bruit est cependant sévèrement influencée. D'autre part, le choix d'un niveau élevé permet de réduire cette sensibilité face au bruit mais en dépit de la précision de la détection. (Lindeberg 1998) propose une approche automatique pour le choix des valeurs des niveaux d'échelle, l'idée consiste à relier les caractéristiques détectées à différents niveaux d'échelle, et d'en extraire les formes significatives à partir de leur apparence et stabilité. Cette théorie a inspiré de nombreux travaux, (Lowe 2004) présente une méthode bien adaptée à la recherche de régions (blobs) sur une image, nous présentons dans ce qui suit la procédure d'application de cette approche aux images de bulles de savon.

L'apparence des bulles de savon proche d'une fonction Gaussienne 2D (voir figure Fig. 4) a motivé l'utilisation de méthodes telles que l'inter-corrélation avec des motifs artificiels (combinaison de fonctions Gaussiennes) pour l'identification

de ce type de particules, nous présentons ici cette famille de d'approches et comparerons les résultats de la détection des bulles à d'autres méthodes d'identification.

Les structures en blob sont des régions contigües de l'image formées par un ensemble de pixels présentant une même caractéristique (couleur, niveau de gris). Cette description s'apprête parfaitement à l'image de la projection d'une bulle de savon sur un plan caméra, elle a donc été adoptée dans le cadre de ce travail au problème de la détection des particules.

Une formulation mathématique permettant de modéliser la notion de blob est présentée dans ce qui suit, nous présenterons ensuite les outils utilisés pour la détection de ces formes ainsi que la démarche proposée dans (Lindeberg 1993) et adaptée dans le cadre de ce travail afin de localiser les bulles de savon sur les images provenant du système PTV, cette approche permet d'automatiser la procédure du choix des niveaux d'échelle significatifs à la recherche de formes de blob sur une image donnée.

III.1.2. Détection des bulles de savon remplies à l'hélium

III.1.2.1. Détection par inter-corrélation avec des motifs artificiels

Le prototype de cette méthode est décrit dans (Ott & Mann 2000) (voir chapitre I), un modèle approximatif d'une particule est considéré comme étant une distribution gaussienne 2D avec un écart type de σ . La figure Fig. 4. représente une image de bulles de savon enregistrée sur un fond noir, la distribution de l'intensité des pixels appartenant à une bulle est Gaussienne, en effet, un pic d'intensité est enregistré au centre de la particule, ces valeurs commencent à s'atténuer au fur et à mesure que l'on en s'éloigne.

La sensibilité de cet algorithme face au bruit peut être contournée grâce à la description multi-échelle décrite plus haut. Les centres de particules peuvent être détectées par calcul des points réalisant la meilleure corrélation avec une fonctions Gaussienne, elle permet de résoudre le problème du chevauchement des particules en comparant N particules qui se superposent comme étant la somme de N fonction Gaussienne.

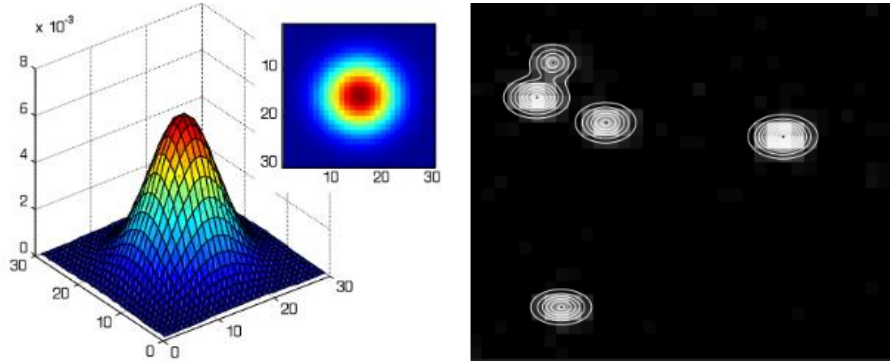


Fig. 4. Représentations d'une fonction Gaussienne en 2D et en 3D comparée à une image de particule.

Il est cependant difficile de déterminer les valeurs d'écart-type des fonctions Gaussiennes à utiliser, ceci est dû à l'absence d'information préalable au calcul des centres des bulles. Il est donc indispensable de faire appel à des méthodes automatiques pour le choix des niveaux d'échelle.

III.1.2.2. Détection par calcul de blobs

a. Définition d'une région blob

Un blob est une région de l'image associée à un extremum local, ces formes sont considérées avec les *corners* comme étant caractéristiques fortes (*good features*) car elles sont facilement distinguées des autres régions de l'image, la définition donnée par (Lindeberg 1993) permet de désigner un blob comme étant un extremum local qui s'étend dans toutes les directions jusqu'à rencontrer un autre blob. Ainsi, considérant le cas d'une image en niveaux de gris, les blobs plus clairs que le fond de l'image sont distingués comme suit : En comparant la fonction d'intensité de l'image à un domaine submergé dans l'eau, au fur et à mesure que le niveau d'eau va baisser, les pics d'intensité apparaîtront. Le niveau d'eau atteint lorsque deux blobs voisins ne sont plus séparés par l'eau est considéré comme le niveau de la base des deux blobs. Les niveaux des bases sont utilisés comme délimiteurs spatiaux des blobs, le support d'un blob est l'ensemble des pixels pouvant être atteints à partir du pic sans descendre au-dessous du niveau de base correspondant au blob. La figure Fig. 5. permet d'illustrer cette définition.

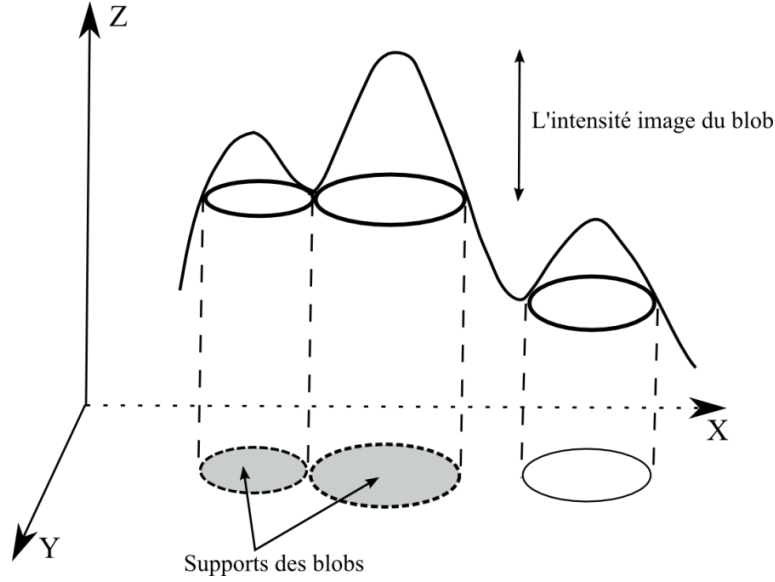


Fig. 5. Illustration de la définition d'un blob en niveau de gris sur une image 2D (Lindeberg 1993).

Une description mathématique d'un blob a été proposée par (Lindeberg 1993) : soit la fonction d'intensité $f : R^2 \rightarrow R$ donnée à un niveau d'échelle précis. Si $A \in R^2$ est un maximum local de f , nous définissons alors pour tout niveau d'intensité $z < f(A)$, l'ensemble $X_z^{f(A)}$ constituant la composante connectée qui contient $(A, f(A))$:

$$X_z^{f(A)} = \{ [(x, \xi) \in R^2 \times R : z \leq \xi \leq f(x)] \} \quad (1.3)$$

Nous définissons également les ensembles $G_z^{f(A)}$ et $H_z^{f(A)}$ sont définis par : $(B, \xi_0) \in X_z^{f(A)}$ appartient à $G_z^{f(A)}$ (respectivement $H_z^{f(A)}$) si et seulement s'il existe un chemin $C((A, f(A)), (B, \xi_0))$ reliant $(A, f(A))$ et (B, ξ_0) , tel que : 1) tout point du chemin C appartient à l'ensemble $X_z^{f(A)}$. 2) La dérivée de ξ le long du chemin C est inférieure à zéro (respectivement inférieure ou égale à zéro) : $\xi|'_C((A, f(A)), (B, \xi_0)) < 0$.

Le niveau de la base d'un blob $z_{base}(A)$ est donc défini par :

$$z_{base}(A) = \max_{z < f(A)} z : \overline{G_z^{f(A)}} \neq H_z^{f(A)} \quad (1.4)$$

Où $\overline{G_z^{f(A)}}$ représente la fermeture de l'ensemble $G_z^{f(A)}$, le blob associé au maximum local A est donc défini comme étant l'ensemble de points $G_{blob}(A)$:

$$G_{blob}(A) = \overline{G_{z_{base}}^{f(A)}} \quad (1.5)$$

L'avantage de cette description est la possibilité d'étendre la définition à un signal de dimension quelconque. Elle permet également de contourner les ambiguïtés rencontrées par des définitions telles que la description d'un blob par un pic d'intensité qui s'étend dans toutes les directions (Haralick 1979).

Notons que les minima locaux peuvent être utilisés analogiquement afin de définir les blobs foncés sur un fond clair. Cependant, force est de constater qu'une description des structures en blob à un niveau d'échelle unique ne permet pas la conception d'un outil fiable pour l'extraction de ce type de structures présentes sur une image donnée. Une configuration type du comportement erroné d'un algorithme d'extraction de blobs à un niveau d'échelle unique est illustrée dans la figure Fig. 6., la sensibilité de l'algorithme face au bruit est la principale cause d'un comportement similaire : deux (ou plusieurs) pics adjacents peuvent apparaître dans la région contenant le blob, lors de l'application de la détection de blobs à ce niveau d'échelle, les deux points s'annulent mutuellement. La figure Fig. 6. montre l'effet du lissage de l'image (changement du niveau d'échelle), le bruit contenu dans l'image de départ est supprimé et les blobs sont détectés dans leur intégralité (niveau de base et support corrigés).

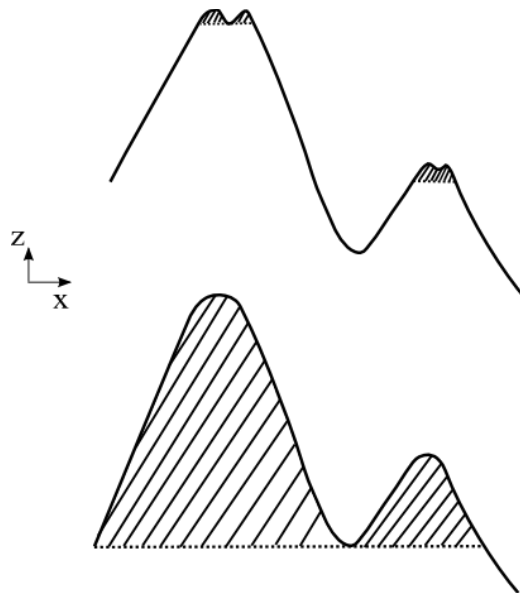


Fig. 6. L'effet du changement de niveau d'échelle (application d'un lissage) sur l'extraction de blobs à partir d'un signal bruité (Lindeberg 1993).

Il s'avère en effet qu'une analyse des formes en blob à un seul niveau d'échelle ne permet pas de fournir un outil fiable pour la détection des structures d'une image. Afin d'obtenir une description plus robuste face au bruit inhérent aux images de blobs, plusieurs niveaux d'échelle doivent être considérés.

Nous présentons dans ce qui suit les méthodes utilisées afin de réaliser une analyse multi-échelle des images des particules, cependant, nous présenterons d'abord les différents opérateurs permettant de détecter une forme en blob.

b. Opérateurs de détection des blobs

b.1. Le Laplacien de la Gaussienne

La méthode proposée par (Witkin 1984) a été développée afin de fournir une représentation multi-échelle de l'opérateur Laplacien, ce dernier a été utilisé par (Marr & Hildreth 1980) afin de réaliser la détection de contours par un calcul des annulations de cet opérateur (passage par zéro).

Les structures en blobs présentes sur une image en niveau de gris présentent un extremum 3D local dans la pyramide multi-échelle correspondant au Laplacien de l'image de départ. Afin d'illustrer l'intérêt d'utiliser cet opérateur lors de la détection de blobs, nous allons nous intéresser au comportement d'un signal unidimensionnel présentant des structures en blobs, la figure Fig. 7. illustre la réponse de signaux unidimensionnels, la réponse est obtenue en appliquant le même opérateur Laplacien de la gaussienne (*Laplacien of the Gaussian LoG*) d'écart-type $\sigma = 1$, en effet, la réponse du signal atteindra un extremum local (minimum dans le cas de blobs clairs sur fond noir, et maximum dans le cas inverse), l'extremum local est atteint au centre du blob et au niveau d'échelle correspondant au niveau d'échelle du blob. Dans l'exemple illustré par la figure Fig. 7. un minimum local est atteint pour la réponse du signal 4 qui représente un blob au niveau d'échelle $\sigma = 1$.

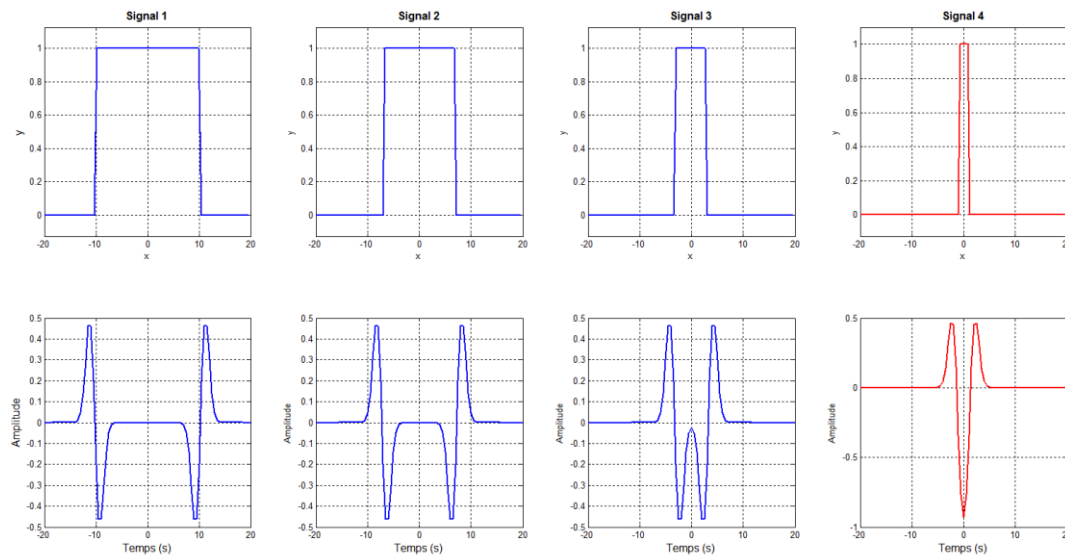


Fig. 7. Réponse de signaux unidimensionnels à l'application d'un opérateur Laplacien d'écart-type $\sigma = 1$.

Il suffit donc d'appliquer cet opérateur Laplacien au signal à différents niveaux d'échelle jusqu'à ce que la réponse atteigne un extremum, cependant la réponse à un opérateur Laplacien (dérivée deuxième d'une Gaussienne) décroît lorsque l'écart-type σ augmente (pour $\sigma > 1$), la figure Fig. 8. illustre le résultat de la convolution d'un signal avec des opérateurs Laplacien de différentes tailles ($\sigma = 1, 2, 4, 8, 16$).

La décroissance de la réponse du signal à l'opérateur Laplacien est due à l'augmentation du dénominateur dans l'expression de cet opérateur lorsque la valeur de l'écart-type σ augmente :

$$\frac{d^2}{dx^2} g(x) = \frac{e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}(x-\sigma)(x+\sigma)}{\sqrt{2\pi}\sigma^5} \quad (1.6)$$

(Lindeberg 1994) a proposé une normalisation de la dérivée deuxième de la fonction Gaussienne (opérateur Laplacien) par une multiplication par σ^2 , l'opérateur normalisé a été étudié dans (Lindeberg 1994) et (Mikolajczyk & Schmid 2004) en prenant en considération des données synthétiques et expérimentales, ces études ont démontré qu'une normalisation de l'opérateur Laplacien permet d'obtenir une meilleure détection des points d'intérêt comparés à d'autres techniques d'extraction.

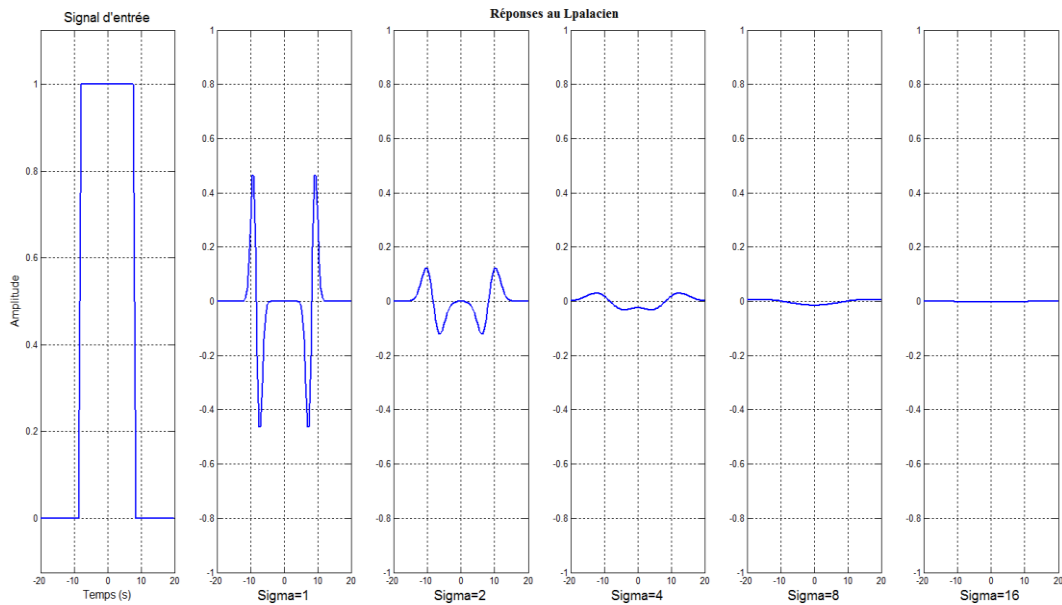


Fig. 8. Réponses d'un signal unidimensionnel à l'application d'opérateurs Laplaciens de différents écart-type ($\sigma = 1, 2, 4, 8, 16$).

La normalisation de l'opérateur Laplacien (multiplication par σ^2) permet de rendre la réponse du signal invariante au niveau d'échelle (*scale-invariant*), la figure Fig. 9 illustre l'effet de cette normalisation, le signal en entrée présentant une forme en blob unidimensionnel au niveau d'échelle $\sigma = 8 > 1$, la réponse à l'application des opérateurs normalisés a permis d'atteindre un extremum local à niveau d'échelle correspondant.

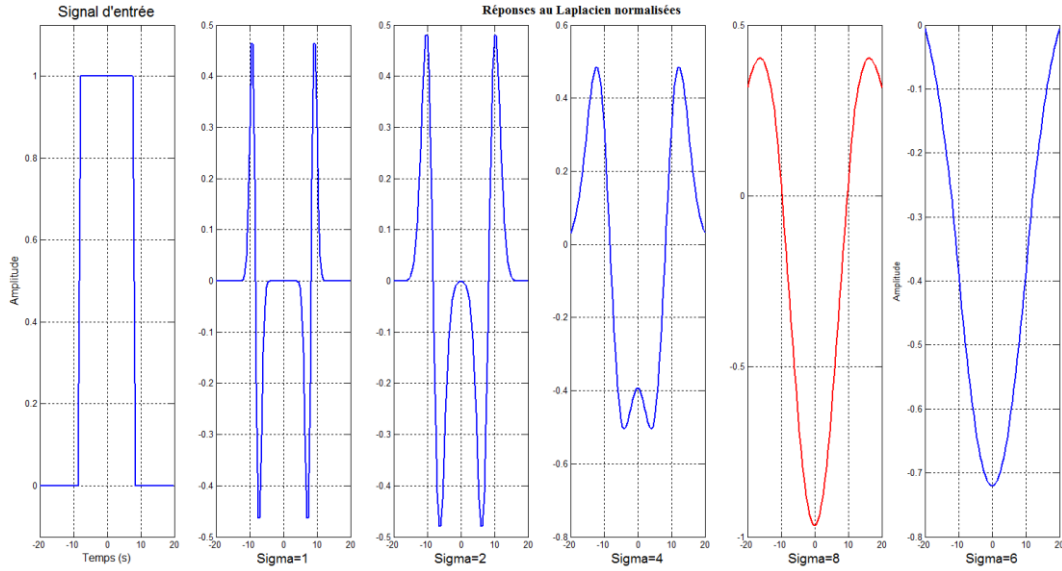


Fig. 9. Réponses d'un signal unidimensionnel à l'application d'opérateurs Laplaciens normalisés de différents écart-type ($\sigma = 1, 2, 4, 8, 16$).

Cet opérateur permet de déterminer l'emplacement du blob et le niveau d'échelle correspondant de manière automatique. L'opérateur Laplacien de la Gaussienne normalisé est un filtre symétrique circulaire (figure Fig. 10), il est donné en 2D (pour un signal image) par :

$$\nabla_{norm}^2 = \sigma^2 (L_{xx} + L_{yy}) \quad (1.7)$$

Où L_{xx} et L_{yy} sont les dérivées partielles secondes de la fonction donnée par l'équation (1.2) : produit de convolution de l'image $I(x, y)$ par un filtre Gaussien d'écart-type σ . La détection des formes en blob est alors donnée par les coordonnées $(\hat{x}, \hat{y})$ du centre du blob et le niveau d'échelle $\hat{\sigma}$ correspondant :

$$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{\sigma}) = \arg \min / \max_{local} \nabla_{norm}^2 L(x, y, \sigma) \quad (1.8)$$

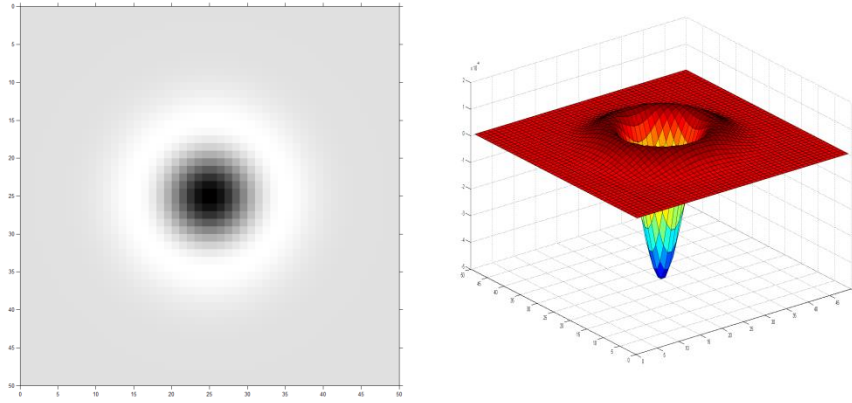


Fig. 10. Opérateur Laplacien de la Gaussienne.

b.2. Déterminant de la Hessienne

Le déterminant normalisé de la matrice Hessienne est l'un des détecteurs de blobs basés sur le calcul des dérivées les plus utilisés, en effet, le déterminant de la matrice hessienne H atteint un maximum local pour les structures en blob (claires ou foncées). Cet opérateur est donné par :

$$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{\sigma}) = \arg \max_{x,y,\sigma} local_{x,y,\sigma}(\det_{norm} HL(x, y, \sigma)) \quad (1.9)$$

$$\det_{norm} HL(x, y, \sigma) = \sigma^2(L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2) \quad (1.10)$$

Où $\hat{\sigma}$ est niveau d'échelle auquel la structure de blob est détectée et HL la matrice hessienne de la fonction correspondant à la représentation d'échelle de l'image $I(x, y)$ donnée par l'équation (1.2), HL est donnée par :

$$HL(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 L}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 L}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 L}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 L}{\partial y^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{yx} & L_{yy} \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Cet opérateur permet de détecter les formes en blob par un pic de réponse positive (maximum local), cette réponse correspond aux formes plus claires sur un fond noir ou inversement, de plus, les points d'intérêt sur une image tels que les crêtes et les coins peuvent être extraits à partir de sa réponse négative.

Inspiré par les similarités entre les propriétés de la matrice hessienne et les tenseurs de structure, (Lindeberg 2013) a défini quatre mesure de l'intensité d'un blob (caractéristique donnée). La mesure d'intensité hessienne non-signée I et II, la mesure d'intensité Hessienne signée I et II, ces mesures sont données en fonction du déterminant, trace et valeurs propres de la matrice Hessienne. L'étude menée a permis de démontrer que ces mesures permettent de détecter un plus grand nombre de points d'intérêt comparés à des opérateurs tels que (Harris & Stephens 1988) et

(Shi & Tomasi 1994). Les propriétés aux transformations affines ont également été analysées dans (Lindeberg 2015), la mesure d'intensité hessienne non-signée I a montré la plus faible sensibilité face aux déformations affines.

Nous présenterons dans le chapitre suivant (Applications), la comparaison de l'application de ces détecteurs à nos images de bulles de savon ainsi qu'à des images de synthèse.

b.3. Détecteur hybride Laplacien-Hessien

Ce type de détecteurs permet d'identifier la position d'un blob en utilisant le déterminant de la matrice Hessienne et le niveau d'échelle correspondant en utilisant le Laplacien normalisé, les coordonnées $(\hat{x}, \hat{y})$ du centre du blob et le niveau d'échelle $\hat{\sigma}$ correspondant sont donc donnés par :

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \arg \max_{local_{x,y}} (\det HL(x, y, \sigma)) \quad (1.12)$$

$$\hat{\sigma} = \arg \min/\max_{local_{\sigma}} (\nabla_{norm}^2 L(\hat{x}, \hat{y}, \sigma)) \quad (1.13)$$

b.4. Analyse des structures en tenseurs

Cette méthode permet d'extraire les blobs en analysant les valeurs propres des structures tenseurs, ceci permet de détecter les points d'intérêt potentiels et d'analyser ensuite leur circularité, la méthode a été proposée par (Förstner & Gülch 1987) et améliorée par (Köthe 2003) en modifiant la structure du tenseur. Le centre d'un blob est calculé en trouvant le point d'intersection de toutes les directions du gradient à une région candidate obtenue en appliquant un seuil aux valeurs propres des tenseurs. Ce détecteur permet de fournir une précision sous-pixels des positions des particules.

b.5. Détecteurs de blobs invariants aux transformations affines

Les algorithmes précédents permettent d'identifier les points d'intérêt invariants au niveau d'échelle, au changement d'orientation (rotations) et aux translations. Les bulles de savons sont ainsi typiquement les points détectés par ces algorithmes. Cependant, nous utilisons des caméras dotées d'objectifs représentant des distorsions (notamment perspectives), pour prendre en considération ce problème des méthodes invariantes aux transformations affines peuvent être utilisées. (Mikolajczyk & Schmid 2002) et nombre de travaux ont été menés afin de mettre en place des algorithmes permettant de détecter des objets invariants à ce type de transformations (Harris affine region detector (Harris & Stephens 1988), Hessian affine regions (Mikolajczyk & Schmid 2002), maximally stable extremal regions (Matas et al. 2004), Kadir-Brady saliency detector (Kadir et al. 2004), edge-based regions (EBR) and intensity-extrema-based (IBR) regions).

Ces algorithmes sont utilisés afin de détecter des structure de blobs vues de différents points de vue, ils permettent de mettre en correspondance les structures détectées sur deux images obtenues de deux points de vue, ils fournissent en effet des outils robustes permettant d'extraire les caractéristique d'une structure sous des changements de perspective grâce à leur invariance aux transformations affines. Ces différents opérateurs ont été étudiés par (Mikolajczyk & Schmid 2004) et (Mikolajczyk et al. 2005), leurs performances ont été comparées, Malgré leurs robustesse face aux transformations affines, ils restent moins stables face au bruit comparés aux caractéristiques invariantes au niveau d'échelle.

c. Le choix du niveau d'échelle

Le choix de la valeur de l'écart-type σ utilisée par les opérateurs de calcul des centres de blob constitue une étape cruciale de l'analyse multi-échelle. Cette valeur représente en effet le niveau d'échelle auquel la structure de blob est détectée. Afin de déterminer tous les niveaux d'échelle nécessaires à la détection des différentes formes en blob présentes sur une image, nous faisons appel à des méthodes de sélection automatique (Lindeberg 1998). Il s'agit à cette étape de répondre à la question : à quel niveau d'échelle l'opérateur utilisé atteint-il un extremum local pour une forme en blob ? La figure Fig. 11. illustre la réponse de l'application d'un opérateur Laplacien d'écart-type $\sigma = 5.65$ à un signal unidimensionnel présentant un blob de rayon $r = 8$, en effet, afin que la réponse normalisée du Laplacien atteigne un extremum local, le passage par zéro du Laplacien doit coïncider avec les bords du blob.

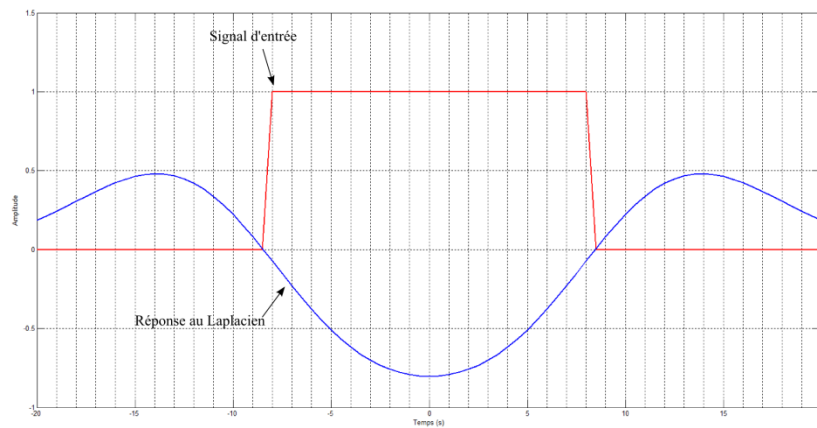


Fig. 11. Passages par zéro de la réponse au Laplacien d'un signal unidimensionnel.

Etant donné l'expression du Laplacien d'une Gaussienne d'écart-type σ :

$$\nabla^2 G = (x^2 + y^2 - 2\sigma^2)e^{-x^2+y^2/2\sigma^2} \quad (1.14)$$

Considérant le cas d'un blob binaire, les bords de ce dernier correspondront au cercle qui l'entoure et d'équation $(x^2 + y^2 = r^2)$. Si le passage de la réponse par zéro ($\nabla^2 G = 0$) coïncide avec les bords du blob, nous obtenons

$$\begin{cases} x^2 + y^2 - 2\sigma^2 = 0 \\ x^2 + y^2 = r^2 \end{cases} \quad (1.15)$$

L'écart-type vérifiant ces conditions est $\sigma = r/\sqrt{2}$, nous définissons ainsi le niveau d'échelle d'un blob par l'écart-type σ qui fournit un extremum local dans la réponse de l'opérateur Laplacien, la Figure Fig. 12) représente la généralisation au cas réel d'un blob.

Afin de réaliser l'identification de toutes les structures en blob sur une image, il est donc nécessaire de parcourir l'espace d'échelle correspondant, un détecteur de blob multi-échelle basé sur l'opérateur Laplacien a été adapté dans le cadre de cette thèse au cas des images de bulles de savon.

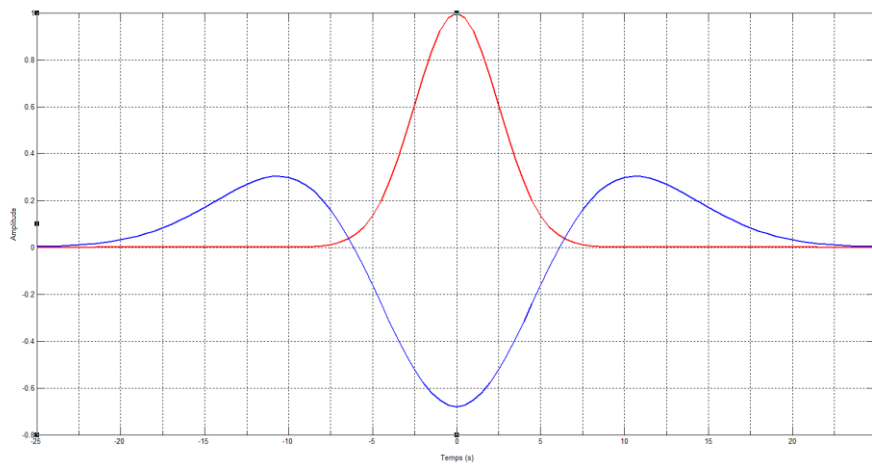


Fig. 12. Réponse au Laplacien d'un signal unidimensionnel avec est $\sigma = r/\sqrt{2}$.

d. Détecteur de blob Laplacien multi-échelle

Cette approche consiste à convoluer l'image de départ avec des filtres Laplaciens normalisés à différents niveaux d'échelle. L'ensemble des images obtenues constitue un espace d'échelle : la figure Fig. 13. montre un exemple d'un espace d'échelle correspondant à une image de bulles de savon remplies à l'hélium, trois niveaux d'échelle ont été utilisés $\sigma = 1, \sqrt{2}, 2$.

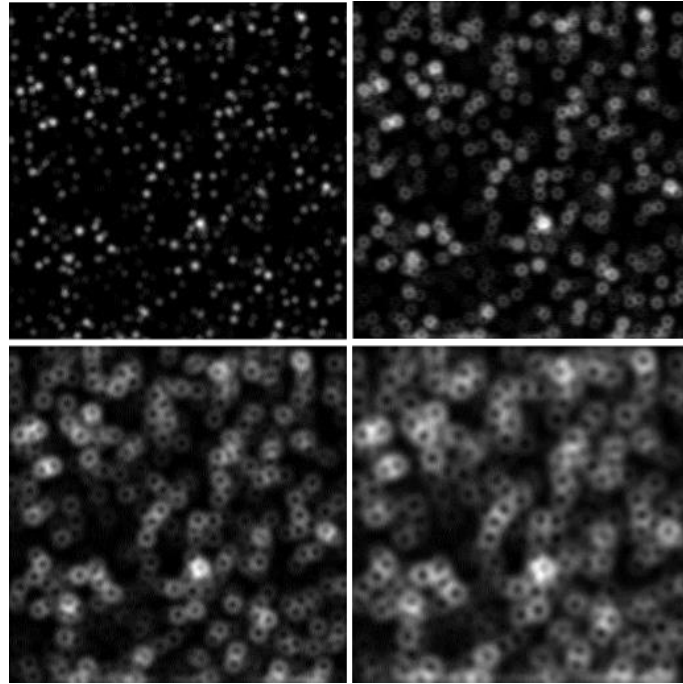


Fig. 13. Espace d'échelle correspondant à une image de bulles de savon (haut à gauche), le Laplacien normalisé est appliqué au niveau d'échelle $\sigma = 1$ (haut à droite), $\sigma = \sqrt{2}$ (bas à gauche), $\sigma = 2$ (bas à droite).

Les centres des formes en blob correspondent aux extrema locaux dans cette représentation multi-échelle (figure Fig. 14). Chaque pixel est comparé à ses huit voisins dans l'image au niveau d'échelle actuel et à ces neuf voisions dans chacun des niveaux d'échelle adjacents. Le pixel représente le centre d'un blob si et seulement s'il est plus grand (respectivement plus petit) que tous ses pixels voisins. Le coût de cette opération est faible vu que la majorité des pixels sont éliminés dès les premiers tests.

(Lowe 2004) a proposé une approche efficace basée sur l'approximation du Laplacien normalisé par la différence des Gaussiennes (Lindeberg 1994), cette technique permet d'implémenter la détection de blob multi-échelle par opérateur Laplacien. L'image est convoluée par des filtres Gaussiens séparés par une constante de lissage k , les images obtenues constituent l'espace d'échelle de l'image de départ. La différence entre deux images successives (niveaux d'échelle successifs σ et $k\sigma$) est calculée afin de d'obtenir la différence des Gaussiennes des images.

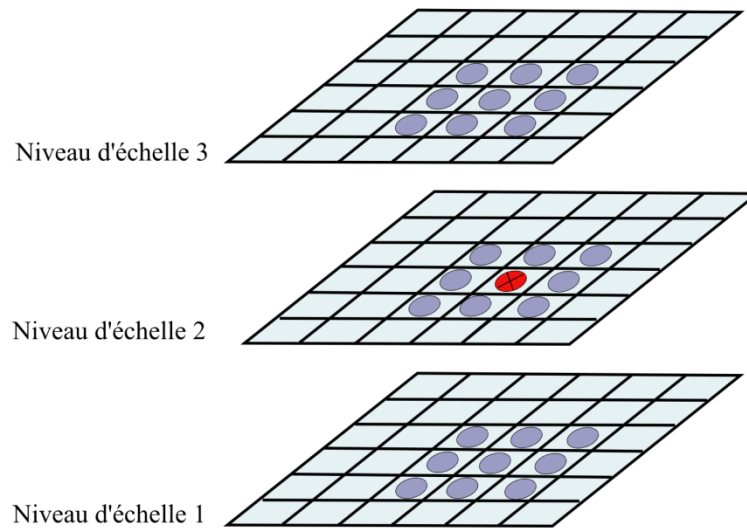


Fig. 14. Extremum local de la réponse au Laplacien normalisé dans une région 3x3 correspondant à trois niveaux d'échelle.

L'algorithme de détection des bulles de savons sur les images provenant d'un système PTV est alors donné par :

1. Calcul des Laplaciens normalisés aux niveaux d'échelle définis dans $[\sigma_{min}, \sigma_{max}]$.
2. Convolution avec l'image de départ (construction de l'espace d'échelle).
3. Pour chaque niveau d'échelle dans $]\sigma_{min}, \sigma_{max}[$: Parcourir les pixels de l'image obtenue par convolution : s'il s'agit d'un maximum local, alors sauvegarder la position (c_x, c_y) du pixel et le niveau d'échelle correspondant σ_c .

Lindberg (1993,1994) a étudié le problème du choix du niveau d'échelle à utiliser pour obtenir une détection fiable des points d'intérêt sur l'image. Il a proposé ainsi une méthode de sélection automatique se basant sur la définition d'une structure en blob présentée plus tôt dans ce chapitre, l'espace d'échelle de l'image est d'abord calculé en utilisant un filtre Gaussien de différent écart-type, les maximums locaux sont ensuite extraits.

Le choix des niveaux d'échelles et leur nombre dépend des images traitées, un plus grand nombre de niveaux permet d'augmenter la précision de la localisation des bulles. Il s'est avéré que l'écart-type doit évoluer en multipliant la valeur initiale σ_0 ($\sigma_0 = 1$ permet d'obtenir les résultats présentés plus loin) par un facteur $k = \sqrt{2}$.

Les figures Fig. 15 et Fig. 16 montrent des exemples d'images acquises dans la cellule AIRDIFF, les densités d'encastement sont différentes selon la zone

observée par la caméra (densité élevée autour de la bouche d'injection des bulles et densité plus faible dans les zones éloignées de la cellule). Les bulles détectées sont représentées par des cercle centrées à la position de la bulle (c_x, c_y) et de rayon $1.5 * \sigma_c$.

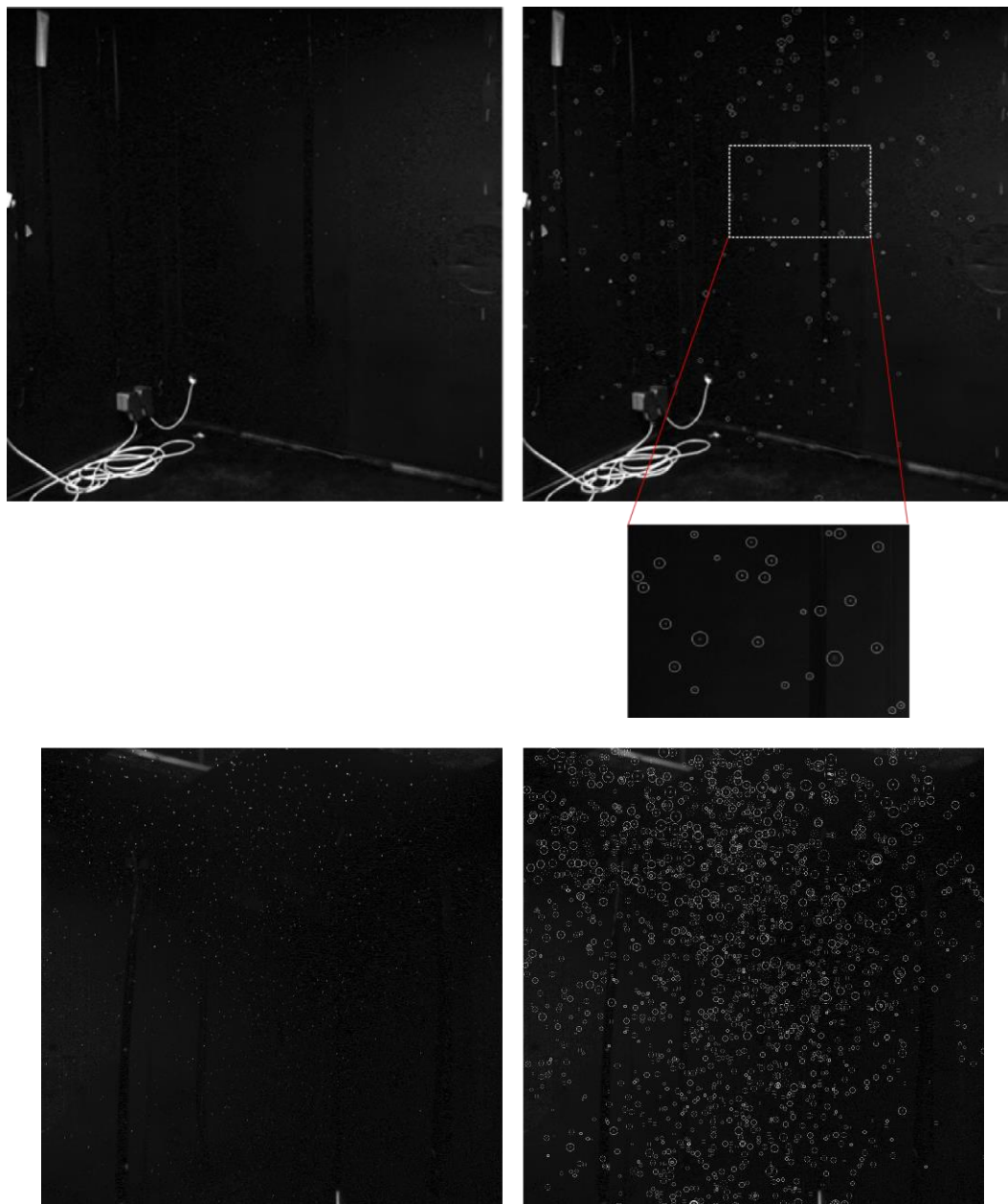


Fig. 15. Exemples d'images de bulles de savon et le résultat de la détection : les centres de bulles sont donnés par les centres de cercles.

III.2. Reconstruction des positions 3D des particules

Le calcul des positions 3D des particules nécessite la connaissance des positions 2D respectives de chacune d'entre elles, en effet, une particule donnée P_i se projette sur deux caméras à deux positions différentes (Figure Fig. 16), ces deux informations dépendent de la configuration géométrique (rotations et translations) des caméras, dans la suite, nous désignons cette relation entre les deux points par une relation de *correspondance*. Par ailleurs, les images des bulles de savon acquises dans notre contexte sont toutes semblables, les bulles de savon se projettent toutes de la même façon sur les plans images des caméras, en effet, aucune caractéristique (couleur, forme, etc.) ne pourra donc être utilisée pour distinguer les bulles entre elles. Afin d'y remédier les méthodes géométriques de mise en correspondance stéréoscopique ont été largement utilisées par les systèmes de suivi Lagrangien 3D. L'intersection des lignes épipolaires ou encore la disposition colinéaires des caméras représentent les méthodes les plus répandues, leur fiabilité et leur robustesse face aux densités d'ensemencement élevées des systèmes PTV ont été étudiés par (Maas 1993).

Nous présenterons dans cette partie la méthode implémentée dans le cadre de ce travail, à savoir l'intersection des lignes épipolaires, cette approche s'est avérée bien adaptée à notre cas d'étude, elle est également applicable lorsque la configuration géométrique des caméras est colinéaire.

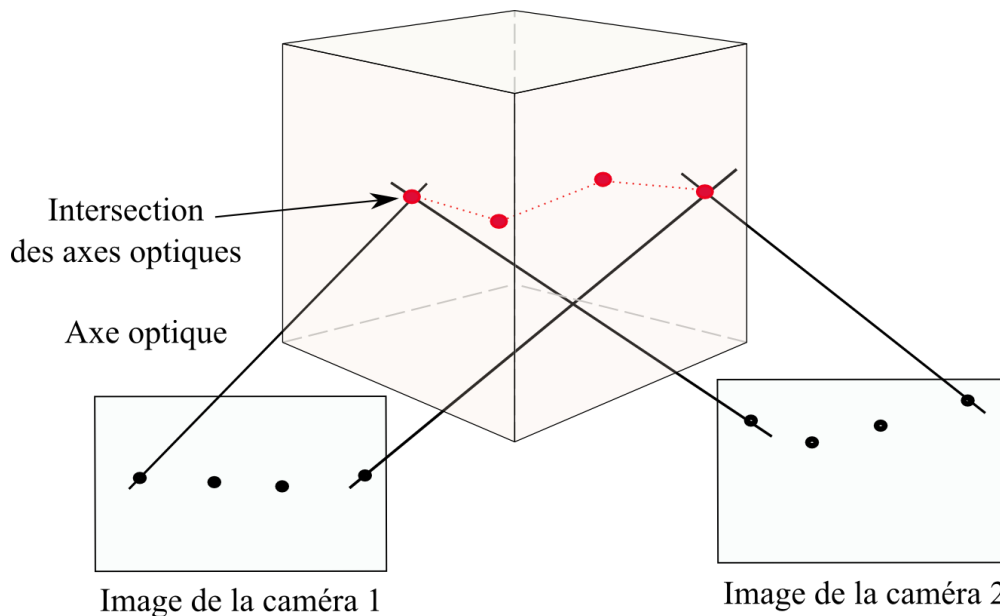


Fig. 16. Mise en correspondance stéréoscopique à partir des images de deux caméras.

La reconstruction 3D à partir de deux images peut être décrite par les étapes suivantes :

- Calibration des caméras : calibration interne et externe des caméras utilisées (voir chapitre précédent pour le détail de la procédure de la calibration).
- Calcul des matrices projectifs P et P' correspondants aux caméras.
- Calcul des matrices essentielle E et fondamentale F .
- Mise en correspondances des points x et x' provenant des deux caméras.
- Calcul du point 3D qui se projette sur les plans images des caméras aux positions x et x' , ce point vérifie $x = PX$ et $x' = P'X$.

Plusieurs variantes de cet algorithme peuvent être utilisées, notamment lorsque les caméras n'ont pas été calibrées, la matrice fondamentale peut être déduite à partir d'un ensemble de correspondances. Cet ensemble doit contenir suffisamment de points (correspondances entre points) afin que la matrice F puisse être calculée sans ambiguïtés.

III.2.1. Géométrie épipolaire

La géométrie épipolaire permet d'établir la relation entre les projections d'un point 3D sur les plans images 2D de deux ou plusieurs caméras, elle est utilisée ici afin de calculer les correspondances existantes entre les points de projection, elle répond ainsi à la question de *correspondance géométrique* : étant donné un point x sur image, quelle est la position du point x' qui lui correspond sur la l'image de la deuxième caméra ?

La géométrie épipolaire est une géométrie projective intrinsèque aux deux caméras utilisées, elle ne dépend que des paramètres internes des caméras et leurs positions relatives. Cette géométrie est représentée par une matrice F 3x3 de rang 2 appelée *matrice fondamentale* et vérifie la relation suivante :

$$x'Fx = 0$$

Ce type de théorie s'intéresse essentiellement à la géométrie de l'intersection entre le plan image de la caméra avec les plans épipolaires : Soient C et C' les centres respectifs de deux caméras observant un volume contenant un point X (voir figure Fig. 17), X se projette sur les deux plans images aux positions x et x' . Les points X, x, x', C, C' sont tous coplanaires. De plus les rayons tracés entre les projections x et x' et les centres de projections des caméras respectives s'intersectent au point X , ces rayons sont également coplanaires.

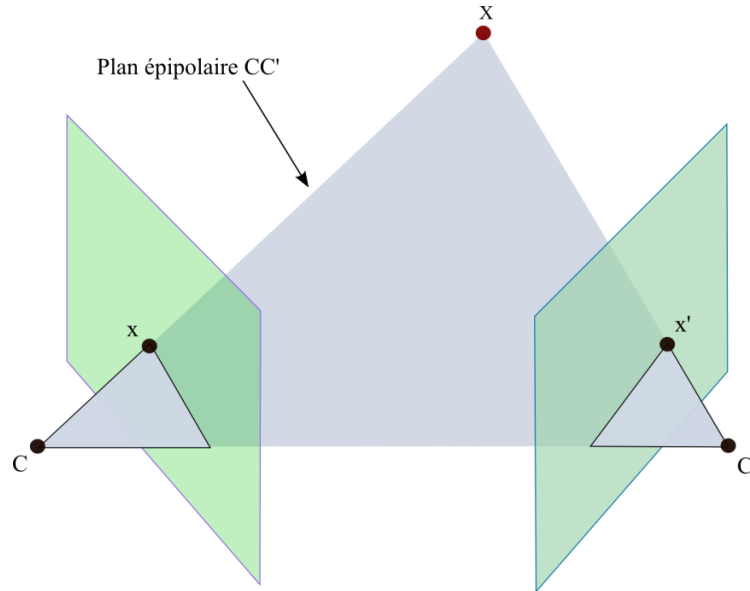


Fig. 17. Les centres des caméras C, C' et les projections du point $X (x, x')$ sont coplanaires.

Etant donné le point x , le plan épipolaire est défini par le rayon passant par x et la ligne de base reliant les centres des caméras. Sachant que le rayon passant par x' est sur le plan épipolaire, le point x' se trouve forcément sur ce plan et donc appartient à l'intersection du plan épipolaire et le plan image de la caméra, cette intersection correspond à une ligne l' , et est appelée ligne épipolaire (figure Fig. 18). De plus, $Fx = l'$. En termes de géométrie stéréoscopique, ceci réduit l'ensemble des points candidats sur toute l'image à une seule ligne.

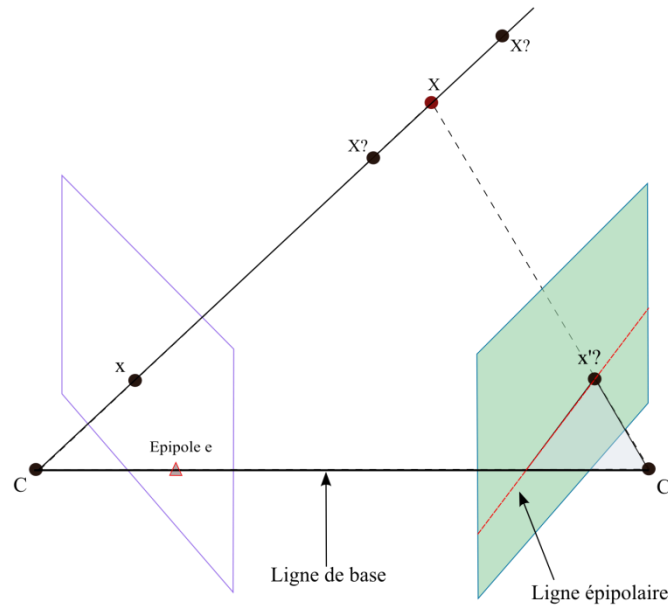


Fig. 18. Ligne épipolaire correspondant à un point x sur une image 2D.

III.2.2. Estimation de la matrice fondamentale

La matrice fondamentale est la représentation algébrique de la géométrie épipolaire, elle permet de calculer les lignes épipolaires à partir de points 2D. Lorsque les caméras sont calibrées, la matrice fondamentale permettant d'obtenir la droite épipolaire l' à partir d'un point p est donnée par :

$$F \approx (A_2 R_2)^{-T} [T_1 - T_2]_x (R_1^T A_1^{-1})$$

Rappelons que A_i est la matrice intrinsèque de la caméra i (modèle de la caméra), R_i et T_i sont ses matrices de rotation et de translation calculées à l'étape de la calibration. La matrice fondamentale est orientée : elle permet de calculer les droites épipolaires dans la deuxième image à partir des points de la première.

Cette matrice peut être estimée à partir d'un ensemble de correspondance entre les points des deux images, pour chaque correspondance $x = (x, y, 1)^T \leftrightarrow x' = (x', y', 1)^T$, nous pouvons écrire :

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} F \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = 0$$

Le développement donne :

$$x' x f_{11} + x' y f_{12} + x' f_{13} + y' x f_{21} + y' y f_{22} + y' f_{23} + x f_{31} + y f_{32} + f_{33} = 0$$

A partir d'un ensemble de n correspondances, nous obtenons :

$$A f = \begin{bmatrix} x'_1 x_1 & x'_1 y_1 & x'_1 & y'_1 x_1 & y'_1 y_1 & y'_1 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x'_n x_n & x'_n y_n & x'_n & y'_n x_n & y'_n y_n & y'_n & x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} f = 0$$

Ce système d'équations homogènes à 9 inconnus (f_{ii}) peut être résolu par une méthode linéaire si le rang de A est égal à 8. En pratique, les positions des points comportent du bruit, dans ce cas aucune solution exacte ne peut être trouvée pour $Af = 0$ (à part la solution zéro). Au lieu de chercher une solution exacte, l'idée est de trouver une approximation suffisante en minimisant une certaine fonction coût. De plus, afin d'éviter la solution zéro, nous rajoutons une contrainte sur la norme de f : $\|f\| = 1$. La norme $\|Af\|$ est utilisée comme fonction coût à minimiser sous la contrainte susmentionnée afin de trouver une solution au système de départ.

La solution fournie par une méthode des moindres carrés est le vecteur propre de $A^T A$ correspondant à la valeur propre la plus petite, elle correspond également au vecteur singulier de A correspondant à valeur singulière la plus petite. Il suffit donc de calculer la décomposition en valeurs singulières de A (voir Annexe). Cette approche est connue sous l'appellation d'Algorithme de transformation linéaire directe (*Direct Linear Transformation (DLT) algorithm*). La solution est trouvée

par cet algorithme minimise $\|Af\|$ sous la contrainte $\|f\| = 1$, cet algorithme constitue le cœur de la méthode à 8 points (*8-points Algorithm*) souvent utilisée afin de calculer la matrice fondamentale.

III.2.3. Mise en correspondance des points images

III.2.3.1. Configuration à deux caméras :

Afin de calculer la correspondance entre les points de deux caméras observant le même volume, la ligne épipolaire l' correspondant à chaque point P est d'abord calculée. Le point P' correspondant à P se trouve forcément sur la ligne l' . Cependant, dans le cas de forte densité en particules, plusieurs particules se trouveront sur la même ligne, en l'absence d'information supplémentaire, il est impossible de distinguer la vraie position P' correspondant à P . Ce type d'ambiguïtés est inhérent à un système bi-caméras lorsque les objets observés ne représentent aucune caractéristiques permettant de les distinguer (cas des bulles de savon remplies à l'hélium), ce problème est d'autant plus important lorsque le nombre d'objets augmente, en effet le nombre d'ambiguïtés augmente au double du nombre de particules et linéairement avec la profondeur du champ couvert par les caméras (Maas 1993).

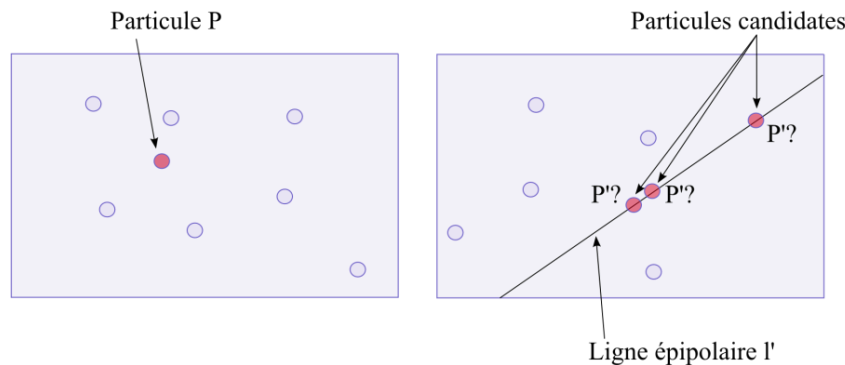


Fig. 19. Mise en correspondance entre les points de deux caméras.

III.2.3.2. Configuration à trois caméras :

Les ambiguïtés rencontrées lors de la mise en correspondance de points provenant de deux caméras peuvent être éliminées (considérablement réduites) en ajoutant une caméra supplémentaire. L'ensemble des positions candidates serait alors réduit d'une ligne à l'intersection de deux lignes épipolaires.

Soient $Epip1-2$ et $Epip1-3$ les lignes épipolaires respectives correspondant au point P sur les plans images des caméras 2 et 3. P_a'' , P_b'' , resp. P_c''' , P_d''' et P_f''' sont les particules candidates sur les images 2 et 3. Les lignes épipolaires $Epip2-3$ correspondant aux points candidats P_a'' , P_b'' sur l'image 3 s'intersectent avec la ligne épipolaire $Epip1-3$, la particule se trouvant à une intersection est la candidate retenue (P_f''' sur l'exemple de la figure Fig. 20). Sur l'image 2, la particule retenue est la particule dont la ligne épipolaire $Epip2-3$ donne lieu à cette intersection.

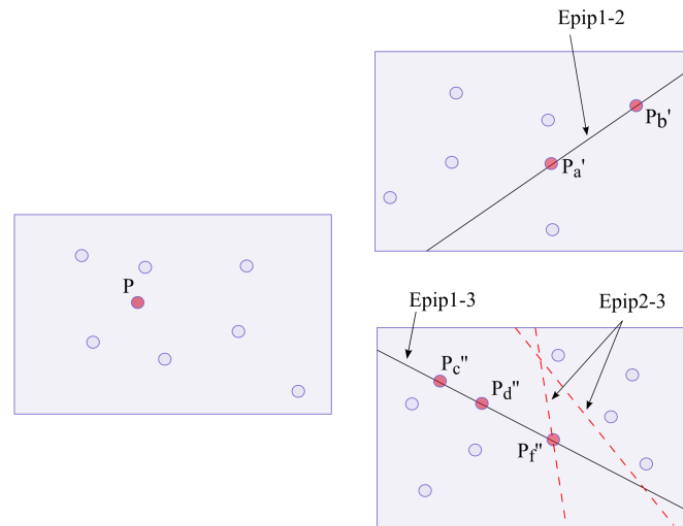


Fig. 20. Mise en correspondance entre les points de trois caméras.

Cette approche permet de réduire le nombre d'ambiguïtés par un facteur 10 comparée à la méthode à deux caméras, de plus le nombre d'ambiguïté ne dépend plus de la profondeur du champ observé. Une configuration optimale (réduisant le nombre d'ambiguïtés) est atteinte lorsque les caméras sont équidistantes. La méthode n'est cependant pas la seule façon d'exploiter une troisième caméra, les caméras (leurs centres de projection) peuvent être disposées de manière colinéaire : les points candidats sur l'image 2 sont utilisés pour calculer des points candidats dans le volume 3D. Ces points de l'espace 3D sont ensuite projetés sur le plan image de la caméra 3, la disposition des caméras est ensuite choisie de sorte que tous les points se projettent dans un intervalle très réduit de l'image, (Lotz & Fröschle 1990) propose une configuration asymétrique des caméras afin de réduire la probabilité de l'apparition d'ambiguïtés (voir figure Fig. 21).

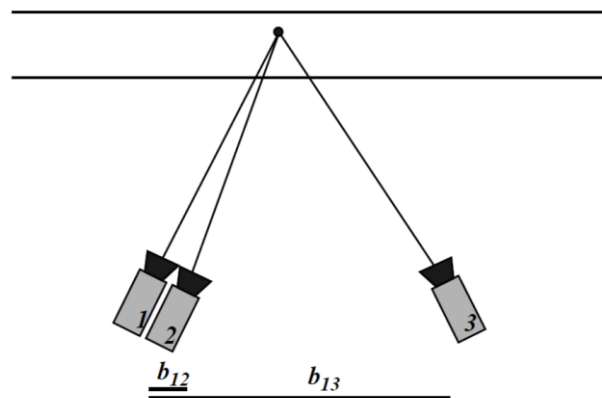


Fig. 21. Configuration colinéaire asymétrique de trois caméras (Lotz & Fröschle 1990).

Le nombre d'ambiguïtés peut être encore réduit par l'ajout d'une quatrième caméra, cependant, ceci n'a pas été indispensable dans notre cas d'étude, en effet une quatrième caméra a été utilisée uniquement pour la vérification des correspondances calculées par les trois caméras précédentes.

Par ailleurs, l'utilisation d'objectifs représentant des distorsions (estimées à la phase de la calibration), et des capteurs avec un bruit inhérent engendrent des erreurs de précision lors du calcul de la matrice fondamentale et des lignes épipolaires, les positions particules sont également affectées. Ainsi, il est indispensable de définir des seuils autorisant une marge d'erreur lors de l'étape de la mise en correspondance, Nous considérant donc toutes les particules qui se trouvent à une distance inférieure au seuil d_1 qui représente une tolérance à l'erreur fixée à 4 dans notre cas d'expérimentation. La condition épipolaire est alors modifiée comme suit : $x'Fx \leq d_1$. D'une manière similaire, la distance entre les intersections des lignes Epip2-3 et Epip1-3 et les vraies positions des particules sur l'image 3 est différente de 0, un seuil d_2 a été défini, ceci permet de prendre en compte les distorsions ainsi que les erreurs accumulées lors de la pixellisation des différentes lignes épipolaires.

III.2.4. Calcul des positions 3D

L'information de profondeur est en effet perdue par la projection engendré par le modèle de la caméra, elle peut être retrouvée par processus de triangulation, il s'agit d'utiliser la trigonométrie pour le calcul de la position tridimensionnelle d'un point à partir de deux points images (Hartley & Sturm 1997) : soient P et P' les matrice de projection de deux caméras observant un volume contenant un point X, x et x' sont les points projectifs de X sur chacune des caméras et vérifiant la contraintes épipolaire : $x'Fx = 0$. Les axes optiques correspondant aux deux projections x et x' s'intersectent au point X, il suffit donc de calculer l'intersection des deux lignes pour retrouver la position de 3D du point recherché. Cependant, la présence du bruit sur les images acquises dans une scène réelle est la principale cause de l'obtention de lignes qui ne s'intersectent pas. Afin de résoudre ce problème, de nombreuses approches ont été proposée :

Calcul du milieu

La méthode consiste à calculer la distance entre les deux axes optiques correspondant aux deux projections x et x' , le calcul étant élémentaire, l'algorithme utilisé est linéaire. Cependant, cette méthode ne permet pas d'obtenir une mesure fiable dans le cas du modèle projectif utilisé pour représenter les caméras dans le cadre de ce travail.

Triangulation linéaire :

Cette approche représente la méthode la plus utilisée pour le calcul des positions 3D d'un point à partir de deux points images correspondants. La méthode a été proposée dans (Hartley et al. 1992) : soient $(u, v, 1)$ et $(u', v', 1)$ les coordonnées homogènes des points x et x' projection du point X sur les images caméras. Les équations des deux rayons passant par les point focaux des caméras et les points x et x' sont données par :

$$(w_i u_i, w_i v_i, w_i)^T = P (x_i, y_i, z_i, 1)^T$$

$$(w'_i u'_i, w'_i v'_i, w'_i)^T = P' (x_i, y_i, z_i, 1)^T$$

Connaissant u_i, v_i, u'_i, v'_i, P et P' , il est possible de retrouver x_i, y_i, z_i, w_i et w'_i . La résolution du système d'équations $AX = 0$ composé de 6 équations à 5 inconnus permet de calculer le point d'intersection des deux rayons, en présence du bruit une solution optimale est calculée au lieu d'une solution précise. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour la résolution de ce système d'équations surdéterminés, la décomposition en valeurs singulières et la méthode de Jacobi sont le plus souvent utilisées afin de calculer X qui minimise $\|AX\|$ tel que $\|X\| = 1$. La solution correspond au vecteur propre correspondant à la plus petite valeur propre de $A^T A$.

Triangulation linéaire itérative :

Cette approche vise à optimiser les solutions calculées par les méthodes linéaires basiques, en effet, une erreur ε est obtenue lors du calcul des solutions par méthodes linéaires, la projection du point 3D donnée par cette solution X' est donc différent des points x et x' sur les images des caméras : $\varepsilon = PX' - x$. L'approche itérative consiste à minimiser itérativement cette erreur.

Méthodes de minimisation :

Dans ces approches, les matrices des caméras et matrices fondamentales sont supposées connues avec exactitude. Les axes optiques correspondant à deux points x et x' s'intersectent si et seulement si les deux points vérifient la relation présentée précédemment et donnée par (Longuet-Higgins 1981) :

$$x' F x = 0$$

Les positions x et x' présentent des erreurs dues à la digitalisation des caméras d'une part et au processus de la détection de ces points (la détection des bulles de savon dans notre cas d'étude). La condition épipolaire est ainsi souvent non

satisfaite, les points satisfaisant cette relation épipolaire sont en effet des points $\hat{x}$ et $\hat{x}'$.

Afin de déterminer les positions de ces nouveaux points, (Hartley & Sturm 1997) ont proposé un algorithme non-itératif qui se base sur le calcul des points minimisant la distance carrée entre les points mesurés x, x' et les points $\hat{x}$ et $\hat{x}'$ et vérifiant la condition épipolaire : $\hat{x}F\hat{x}' = 0$. La fonction coût utilisée par cet algorithme est définie par : $d(x, \hat{x})^2 + d(x', \hat{x}')^2$. $d(*, *)$ représente la distance Euclidienne, elle correspond ici à l'erreur sur les images. Une autre fonction coût peut être utilisée dans le cadre du problème de la triangulation, il s'agit de minimiser la somme des valeurs absolues des erreurs au lieu des carrés. Les deux approches ont été comparées sur des images provenant d'une configuration expérimentale dans (Hartley & Sturm 1997). Ces approches ne nécessitent aucune information sur les paramètres de calibration des caméras utilisées.

Les approches de minimisation permettent de minimiser considérablement les erreurs de reconstruction 3D, elles sont cependant inutilisables dans notre cas de reconstruction des positions tridimensionnelles des bulles de savon remplies à l'hélium, les matrices modélisant les caméras sont en effet obtenues par processus de calibration expérimentale et utilisées afin de calculer les matrices fondamentales reliant ces caméras, ainsi elles ne peuvent être connues avec exactitude. Nous optons ainsi pour une méthode plus réaliste à savoir la triangulation linéaire. De plus, nous avons constaté que les erreurs de re-projection obtenues par cette approche sont négligeables, en effet, les rapports erreur/déplacement des bulles et erreur/distance inter-bulles sont de l'ordre de 10^{-8} . Aucune optimisation par itération n'a donc été nécessaire, ceci est dû à la précision sous-pixels de l'identification des coins de la mire fournie par les fonctions `Opencv`.

III.3. Construction des trajectoires : suivi temporel des particules par filtre de Kalman

Le suivi temporel de particules consiste à réaliser l'appariement entre les particules pendant leur déplacement au cours du temps. A la sortie d'un système de suivi temporel, nous obtenons un ensemble de trajectoires reliant les positions 3D entre elles (Figure Fig. 22.).

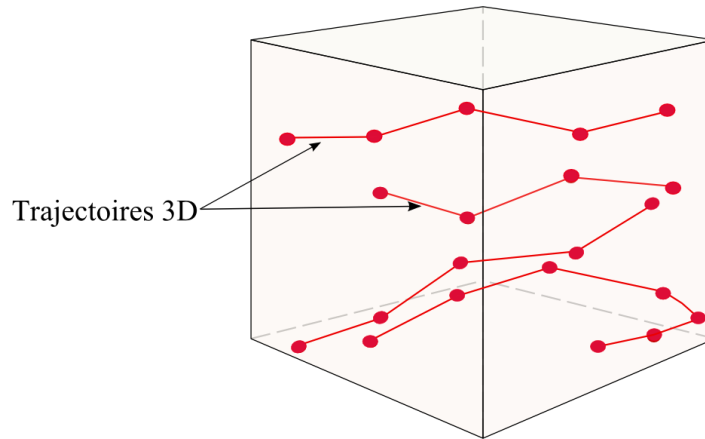


Fig. 22. Appariement des positions 3D correspondant au suivi temporel des particules.

La méthode employée dépend de la densité d'ensemencement et la longueur des trajectoires. Ces paramètres définissent la complexité du suivi temporel, cette dernière peut être estimée grâce au critère défini par (Malik et al. 1993), il s'agit du ratio espacement-déplacement p :

$$p = \Delta_0 / u \Delta t$$

Ce ratio correspond au rapport entre l'espacement moyen entre les particules injectées (Δ_0) et le déplacement moyen de ces particules entre deux instants du temps ($u \Delta t$). Pour assurer un suivi Lagrangien précis, p doit être supérieur à 1.

L'idée d'utiliser un filtre de Kalman pour réaliser le suivi temporel consiste à considérer l'ensemble des images comme étant un système qui évolue dans le temps, le filtre de Kalman permet d'atténuer les incertitudes en accordant plus d'importance aux phénomènes certains.

Dans cette section, il est montré que les informations issues de la reconstruction 3D des positions des particules à chaque pas de temps peuvent être utilisées pour un appariement des particules fiable, elles permettent également un suivi temporel efficace. Cela a été rendu possible par l'introduction d'un nouveau type d'estimateur appelé le filtre de Kalman flou (*Fuzzy Kalman Filter*).

III.3.1. Filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un estimateur linéaire optimal, ce filtre est utilisé en traitement des données comme un algorithme récursif optimal (Maybeck 1982). Le critère d'optimisation peut être choisi selon le système étudié, les différents aspects mesurés peuvent être pris en considération par le filtre de Kalman afin d'atteindre un point optimum :

- La dynamique du système ainsi que toutes les mesures enregistrées par ce dernier.
- Les erreurs et incertitudes liées au modèle régissant le système.
- Conditions initiales sur les variables.

Contrairement à d'autres algorithmes de traitement de données, le filtre de Kalman étant récursif n'aura pas besoin de stocker et retraiter toutes les données acquises aux instants précédents à chaque fois qu'une nouvelle mesure est prise. Il est basé sur un modèle d'état permettant de décrire l'évolution du système étudié, cette évolution peut être due à des facteurs connus ou inconnus agissant sur le système. Le modèle d'état associé à une équation de mesure s'écrit sous la forme de l'équation linéaire stochastique discrète suivante :

$$\varepsilon(k+1) = F \varepsilon(k) + d^\varepsilon(k) \quad (1)$$

Il s'agit d'un modèle linéaire stochastique, où k représente le pas de temps (multiple entier de la période d'échantillonnage), $\varepsilon(k) \in R^{n_\varepsilon}$ représente le vecteur d'état à l'instant k . De plus, un modèle de mesure permet de décrire la relation entre le vecteur d'état et la mesure réalisée à l'instant k $m(k) \in R^{n_m}$:

$$m(k) = C \varepsilon(k) + d^m(k) \quad (2)$$

Les termes $d^\varepsilon(k)$ et $d^m(k)$ sont des vecteurs aléatoires représentant respectivement le bruit de processus et de mesure. Le bruit de mesure $d^m(k)$ est dû aux perturbations électromagnétiques inhérentes aux outils de mesure, les capteurs CCD utilisées par les systèmes PTV présentent en effet des phénomènes liés à la numérisation tels que le crénelage (aliasing). Par ailleurs, le bruit de processus est lié aux facteurs inconnus tels que les incertitudes sur le modèle du système considéré. Les vecteurs représentant le bruit sont supposés indépendants, blanc, et suivent une loi de densité de probabilité Gaussienne $d^\varepsilon(k) \sim N(0, Q)$, $d^m(k) \sim N(0, R)$, où Q et R sont les matrices de covariance respectives du bruit du processus et de la mesure.

Les matrices de covariance peuvent être utilisées comme paramètre de réglage du filtre de Kalman, elles peuvent être ajustées selon le niveau de confiance attribué à la prédiction ou à la mesure. Si la plus grande valeur propre de Q est très faible par rapport au plus petite des valeurs propres de R , cela signifie qu'une grande importance est accordée à la phase de prédiction, en d'autres termes nous sommes sûrs de la précision du modèle utilisé pour représenter le système à étudier. Elle

signifie également que peu d'importance est accordée au processus de mesure. Inversement, lorsque la plus petite valeur propre de Q est grande par rapport à la plus grande valeur propre de R , cela signifie que peu d'importance est attribuée à la phase de prédiction.

L'objectif étant de concevoir un estimateur optimal qui prend en compte une mesure précédente $\varepsilon(k)$ et la mesure $m(k)$ afin d'estimer l'état suivant du système de la manière la plus optimale, ce type d'estimateur est en effet donné sous la forme suivante :

$$\hat{\varepsilon}(k)^+ = K(k)' \hat{\varepsilon}(k)^- + K(k)m(k) \quad (3)$$

$\hat{\varepsilon}(k)^-$ est l'estimation antérieure calculée avant l'acquisition de la mesure $m(k)$, $\hat{\varepsilon}(k)^+$ est l'estimation actuelle. $K(k)'$ et $K(k)$ représentent les matrices d'estimation à déterminer afin de réaliser des estimations optimales. Une estimation optimale est atteinte si l'espérance de l'erreur de l'estimation actuelle $\hat{\varepsilon}(k)^+$ est nulle et sa variance est minimale :

$$\begin{cases} (K(k)', K(k)) = \arg \min_{K(k)', K(k)} E[(\hat{\varepsilon}(k)^+ - M)^T (\hat{\varepsilon}(k)^+ - M)] \\ M = E[\hat{\varepsilon}(k)^+] = 0 \end{cases} \quad (4)$$

E représente l'opérateur espérance et $\tilde{\varepsilon}(k)^+$ l'erreur de l'estimation actuelle à l'instant k . Cette erreur et sa variance $P(k)^+$ sont données par :

$$\begin{aligned} \tilde{\varepsilon}(k)^+ &= \varepsilon(k) - \hat{\varepsilon}(k)^+, \\ P(k)^+ &= E[(\tilde{\varepsilon}(k)^+ - M)^T (\tilde{\varepsilon}(k)^+ - M)] \end{aligned} \quad (5)$$

De la même manière, nous définissons l'erreur de l'estimation antérieure $\tilde{\varepsilon}(k)^-$ et sa variance $P(k)^-$:

$$\begin{aligned} \tilde{\varepsilon}(k)^- &= \varepsilon(k) - \hat{\varepsilon}(k)^-, \\ P(k)^- &= E[(\tilde{\varepsilon}(k)^- - M)^T (\tilde{\varepsilon}(k)^- - M)] \end{aligned} \quad (6)$$

Sous l'hypothèse que $E[\tilde{\varepsilon}(k)^-] = 0$, nous constatons que la conditions $E[\tilde{\varepsilon}(k)^+] = 0$ ne peut être satisfaite que si :

$$K(k)' = I - K(k) \quad (7)$$

Où I représente la matrice identité. En remplaçant dans l'équation (3), nous pouvons obtenir :

$$\hat{\varepsilon}(k)^+ = \hat{\varepsilon}(k)^- + K(k)(m(k) - C \hat{\varepsilon}(k)^-) \quad (8)$$

L'objectif est donc de déterminer $K(k)$ de sorte que la variance de l'erreur actuelle $P(k)^+$ soit minimale. Notons que $\text{trace}(P(k)^+) = E[(\tilde{\varepsilon}(k)^+ - M)^T (\tilde{\varepsilon}(k)^+ - M)]$. La minimisation de la variance de l'erreur de l'estimation actuelle revient alors à minimiser la trace de la matrice de covariance de cette dernière. Un calcul standart a été donné dans (Maybeck 1982), il permet d'obtenir :

$$\begin{aligned} K(k) &= P(k)^- C^T (R + C P(k)^- C^T)^{-1}, \\ P(k)^+ &= (I - K(k)C) P(k)^- \end{aligned} \quad (9)$$

En utilisant l'estimation actuelle $\hat{\varepsilon}(k)^+$, nous pouvons réaliser une estimation à l'instant $k + 1$, cette dernière correspondrait à la phase de prédiction. Afin d'y arriver, nous faisons appel à la formule du vecteur d'état exprimée par l'équation (1) :

$$\hat{\varepsilon}(k + 1)^- = F \hat{\varepsilon}(k)^+ \quad (10)$$

Le calcul de cette prédiction permet de calculer la variance $P(k + 1)^-$:

$$P(k + 1)^- = E[\tilde{\varepsilon}(k + 1)^- \tilde{\varepsilon}(k + 1)^-{}^T] = F P(k)^+ F^T + Q \quad (11)$$

En remplaçant $K(k)$ par son expression dans $P(k)^+$ et $P(k)^+$ par son expression dans (11), nous obtenons :

$$P(k)^+ = P(k)^- - P(k)^- C^T (R + C P(k)^- C^T)^{-1} C P(k)^- \quad (12)$$

$$P(k + 1)^- = F P(k)^- F^T - F P(k)^- C^T (R + C P(k)^- C^T)^{-1} C P(k)^- F^T + Q \quad (13)$$

L'équation (13) est une équation de Ricatti, la résolution de cette équation permet d'obtenir la solution stationnaire notée $P_\infty = P(k + 1)^- = P(k)^-$. Le gain K du filtre de Kalman est alors donnée par :

$$K = P_\infty C^T (R + C P_\infty C^T)^{-1} \quad (14)$$

Le filtre de Kalman est alors donné par :

$$\begin{cases} \hat{\varepsilon}(k + 1)^- = F \hat{\varepsilon}(k)^+ \\ \hat{\varepsilon}(k)^+ = \hat{\varepsilon}(k)^- + K(k)(m(k) - C \hat{\varepsilon}(k)^-) \\ \hat{m}(k)^- = C \hat{\varepsilon}(k)^- \end{cases}$$

Ou encore :

$$\begin{cases} \hat{\varepsilon}(k + 1) = F(I - KC) \hat{\varepsilon}(k) + FK m(k) \\ \hat{m}(k) = C \hat{\varepsilon}(k) \end{cases} \quad (15)$$

Pour simplifier la notation, $\hat{m}(k)$ et $\hat{\varepsilon}(k)$ dénotent $\hat{m}(k)^-$ et $\hat{\varepsilon}(k)^-$. Le Gain du filtre de Kalman est obtenu par la résolution de l'équation de Ricatti.

III.3.2. Application du filtre de Kalman au suivi tridimensionnel des particules :

La figure Fig. 23. illustre en 2D le problème du suivi des particules : Connaissant la position d'une particule p_i à l'instant k , où est-ce que se trouvera cette même particule à l'instant suivant $k + 1$? La connaissance de la position d'une particule à chaque pas de temps permet de reconstruire la trajectoire traversée par celle-ci.

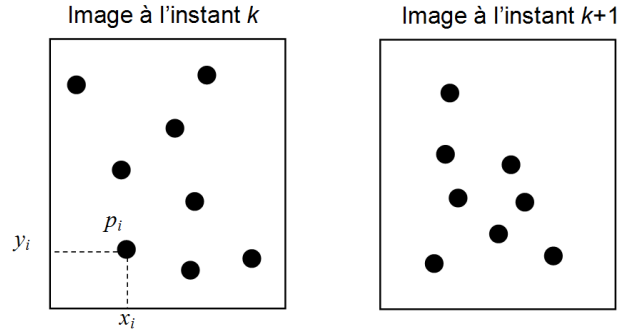


Fig. 23. Représentation 2D de l'image des particules à deux instants successifs.

La résolution de ce problème est d'autant plus difficile que lorsque la densité des particules sur les images est élevée et/ou lorsque le déplacement des particules entre deux instants du temps est important (Ratio espacement/déplacement p (Malik et al. 1993)), Le déplacement moyen des particules dépend ici de la vitesse du fluide et le temps séparant deux images (fréquence d'enregistrement).

Pour résoudre ce problème, nous avons appliqué le filtre de Kalman présenté dans la section précédente afin d'estimer la position de chaque particule à un instant du temps à partir de sa position antérieure. Ce filtre est élaboré à partir d'un modèle mécanique de l'évolution des particules et d'un processus de mesure à savoir le flux d'images provenant des caméras : les images étant traitée préalablement afin d'obtenir une reconstruction 3D, ce sont les positions 3D aux différents instants du temps qui constituent l'évolution de notre système. Ainsi, le modèle mécanique utilisé régit le mouvement des positions des particules en 3D. Nous présentons dans ce qui suit le modèle choisi.

Soit N le nombre de particules à l'instant t , la position d'une particule p_i est définie par ses coordonnées spatiales: $p_i(t) = (x_i(t), y_i(t), z_i(t))^T$. Sa vitesse est donnée par la dérivée par rapport au temps de sa position :

$$\left(v_x^i(t), v_y^i(t), v_z^i(t) \right)^T = \frac{d}{dt} (x_i(t), y_i(t), z_i(t))^T$$

Par application du principe fondamental de la dynamique, nous obtenons l'équation du mouvement d'une particule p_i :

$$M_i \begin{bmatrix} \dot{v}_x^i(t) \\ \dot{v}_y^i(t) \\ \dot{v}_z^i(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{xi}(t) \\ F_{yi}(t) \\ F_{zi}(t) \end{bmatrix} \quad (16)$$

Nous supposons, par simplification de la notation et sans réduire le caractère général des équations, que toutes les particules ont une masse M_i égale à M . Dans l'équation (16), $F_i(t) = (F_{xi}(t), F_{yi}(t), F_{zi}(t))^T$ est le vecteur force agissant sur la particule p_i . L'équation du mouvement de la particule p_i suivant la direction x est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_i(t) \\ \dot{v}_x^i(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i(t) \\ v_x^i(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} F_{xi}(t)/M \quad (17)$$

$$\text{Ou encore : } \begin{bmatrix} \dot{x}_i(t) \\ \dot{v}_x^i(t) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x_i(t) \\ v_x^i(t) \end{bmatrix} + B F_{xi}(t)/M$$

De la même manière, les équations suivant les directions restantes peuvent être établies, nous ne les présenterons pas par simplification de la présentation.

Afin de pouvoir utiliser le filtre de Kalman, le système d'équations différentielles (17) doit être discrétisé, nous obtenons alors :

$$\begin{bmatrix} x_i(k+1) \\ v_x^i(k+1) \end{bmatrix} = F \begin{bmatrix} x_i(k) \\ v_x^i(k) \end{bmatrix} + G F_{xi}(k)/M \quad (18)$$

Où les matrices F et G sont données par : $F = \exp(AT_e)$ et $G = \left(\int_0^{T_e} \exp(A\sigma) d\sigma \right) B$. L'équation à temps discret est donc donnée par :

$$\begin{bmatrix} x_i(k+1) \\ v_x^i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T_e \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i(k) \\ v_x^i(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T_e^2 \\ T_e \end{bmatrix} F_{xi}(k)/M \quad (19)$$

Où T_e représente le pas de discrétisation temporel. L'équation peut être écrite comme suit :

$$\varepsilon_i(k+1) = F \varepsilon_i(k) + d^{\varepsilon_i}(k) \quad (20)$$

$$d^{\varepsilon_i}(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T_e^2 \\ T_e \end{bmatrix} F_{xi}(k)/M \text{ est considéré comme une force aléatoire agissant}$$

sur la particules p_i dans la direction de x . La mesure associée à cette équation d'état est de la forme :

$$m_i^{\varepsilon}(k) = C \varepsilon_i(k) + d_i^m(k), \quad C = [1 \quad 0] \quad (21)$$

Le système complet décrivant la dynamique d'évolution du vecteur d'état et le processus de mesure est alors donné par :

$$\begin{cases} \varepsilon_i(k+1) = F\varepsilon_i(k) + d^{\varepsilon_i}(k) \\ m_i^{\varepsilon}(k) = C\varepsilon_i(k) + d_i^m(k) \end{cases} \quad (22)$$

Le système est ainsi sous la forme adéquate pour l'application d'un filtre de Kalman, voir équation (15).

III.3.3. Processus de mesure :

La prédiction $\hat{\varepsilon}_i$ calculée par filtre de Kalman à l'instant $k+1$ correspondant à la prédiction de la position et de la vitesse de la particule p_i , la mesure $m(k+1)$ quant à elle est considérée comme la particule se trouvant à la position la plus proche de la prédiction dans l'image $k+1$, voir figure Fig. 24.

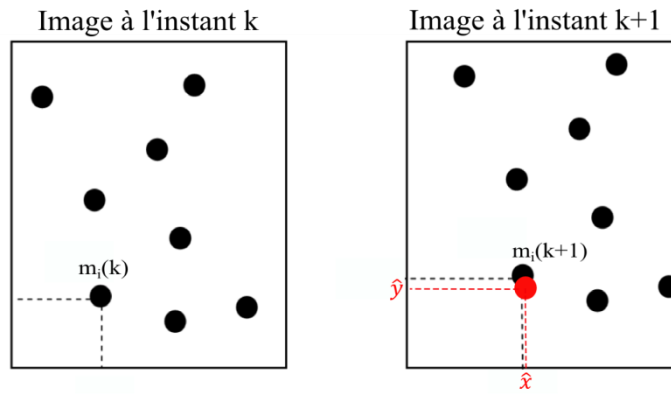


Fig. 24. Processus de mesure de la position des particules.

III.3.4. Processus d'initialisation et de prédiction flou appliqué au suivi temporel des bulles de savon

Le vecteur état initial $\varepsilon_i(1)$ ainsi que la mesure de la position de la particule $m_i(1)$, doivent être déterminés afin de pouvoir lancer le processus de suivi (prédiction de la position suivante) par filtre de Kalman. Cette étape d'initialisation est cruciale pour le suivi temporel des particules, en effet les erreurs de l'initialisation se propagent inévitablement aux étapes ultérieures du suivi notamment dans le cas de fortes densités d'ensemencement en particules.

L'initialisation est réalisée en utilisant les deux premières images $k=0$ et $k=1$, la prédiction par filtre de Kalman ne peut être établie à l'instant $k=0$, en effet, le filtre a besoin de la position et la mesure précédentes de la particule (à cette étape $k-1=-1$). Afin d'y remédier, d'autres techniques doivent être mises en place. Reprenons le cas de positions de particules en 2D, la figure Fig. 25. illustre le processus d'initialisation lorsque une approche du plus proche voisin est utilisée :

la particule p_i se trouve à la position $(x_i(0), y_i(0))$ dans l'image prise à l'instant $k = 0$, elle est associée à la position la plus proche $(x_i(1), y_i(1))$ dans l'image prise à l'instant $k = 1$. Selon ce critère, le vecteur d'état initial est alors donné dans la direction x par :

$$\varepsilon_i(0) = \begin{bmatrix} x_i(1) \\ x_i(1) - x_i(0)/T_e \end{bmatrix}, m_i(0) = x_i(1) \quad (23)$$

Cette approche est intuitive, elle reste cependant peu sophistiquée et s'avère inutilisable en densités élevées et/ou déplacement important des particules entre deux instants d'échantillonnage.

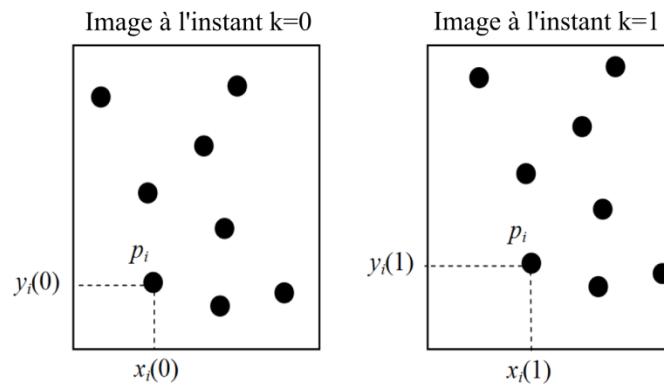


Fig. 25. Initialisation du suivi des particules par méthode du plus proche voisin : cas 2D.

Le problème de l'initialisation des positions des particules peut être considéré comme étant un problème d'incertitude, la théorie des ensembles flous peut être utilisée afin de prendre en compte ce type d'incertitude.

Dans ce contexte nous introduisons un nouveau type de filtres de Kalman capable de prendre en compte les incertitudes dues à l'étape d'initialisation et de prédiction.

Nous associons à chaque particule $p_i(k-1)$ une sphère d'incertitude de rayon ρ (voir la figure Fig. 26.). Notons que pour $\rho = 0$ on retrouve l'approche de suivi des particules par filtre Kalman décrite ci-dessus.

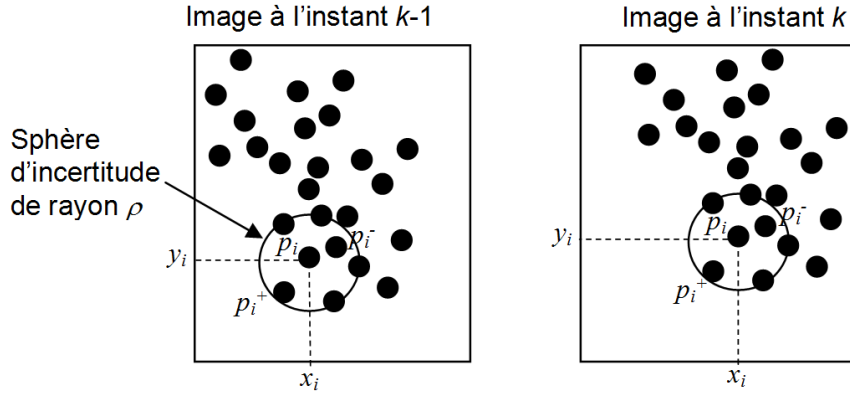


Fig. 26. Deux images 2D successives de particules : La sphère d'incertitude est centrée à $p_i(k)(x_i, y_i)$ et de rayon ρ .

Dans la sphère d'incertitude ainsi définie, nous associons à $p_i(k) = (x_i, y_i)$, les deux particules les plus proches qu'on note $p_i^+(k) = (x_i^+, y_i^+)$ et $p_i^-(k) = (x_i^-, y_i^-)$. On peut alors définir pour chaque direction un intervalle d'incertitude. Par exemple, dans la direction x les intervalles d'incertitudes $I_x^i(k)$ et $I_{vx}^i(k)$ sont définis par le minimum et le maximum des positions et des vitesses des particules $p_i(k)$, $p_i^+(k)$ et $p_i^-(k)$:

$$I_x^i(k) = [L_x^i(k), U_x^i(k)], \begin{cases} L_x^i(k) = \min(x_i^-(k), x_i(k), x_i^+(k)) \\ U_x^i(k) = \max(x_i^-(k), x_i(k), x_i^+(k)) \end{cases}$$

$$I_{vx}^i(k) = [L_{vx}^i(k), U_{vx}^i(k)], \begin{cases} L_{vx}^i(k) = \min\left(\frac{x_i^-(k) - x_i^-(k-1)}{T_e}, \frac{x_i(k) - x_i(k-1)}{T_e}, \frac{x_i^-(k) - x_i^-(k-1)}{T_e}\right) \\ U_{vx}^i(k) = \max\left(\frac{x_i^-(k) - x_i^-(k-1)}{T_e}, \frac{x_i(k) - x_i(k-1)}{T_e}, \frac{x_i^-(k) - x_i^-(k-1)}{T_e}\right) \end{cases}$$

Nous supposons que la position réelle et la vitesse d'une particule p_i suivent une distribution dans les intervalles d'incertitudes $I_x^i(k)$ et $I_{vx}^i(k)$ selon une fonction de confiance. Cette fonction correspondrait à la fonction d'appartenance associée aux variables que nous définissons dans la suite.

Les variables floues sont utilisées afin de définir des partitions floues dans l'intervalle d'incertitude (voir figure Fig. 27.). Les fonctions d'appartenance illustrées par la figure Fig. 27. sont triangulaires, d'autres formes de fonctions peuvent être utilisées, les fonctions peuvent également se chevaucher.

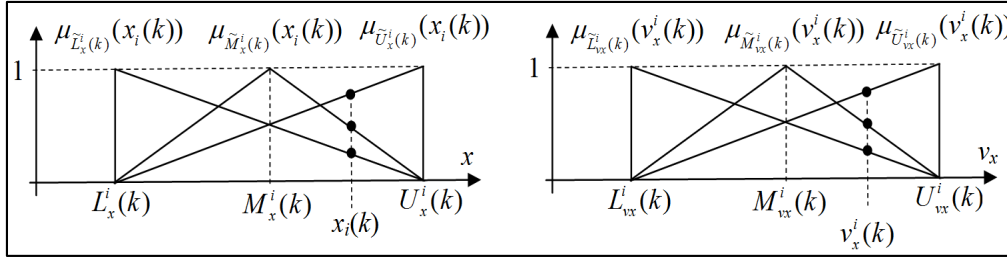


Fig. 27. Sous-ensembles flous associés aux intervalles $I_x^i(k)$ et $I_{vx}^i(k)$ (partitions floues).

Dans notre approche, trois sous-ensembles flous sont attribués à chacun des intervalles $I_x^i(k)$ et $I_{vx}^i(k)$: Lower (Bas) $\tilde{L}_x^i$, Mean (Moyen) $\tilde{M}_x^i$ et Upper (Haut) $\tilde{U}_x^i$, ainsi que trois fonctions d'appartenance triangulaires. Les fonctions d'appartenance utilisée par notre algorithme et illustrée dans la figure Fig. 27. sont données par :

$$\mu_{\tilde{L}_x^i}(x_i(k)) = \begin{cases} -\frac{1}{U_x^i(k) - L_x^i(k)} x_i(k) + \frac{U_x^i(k)}{U_x^i(k) - L_x^i(k)}, & x_i(k) \in [L_x^i(k), U_x^i(k)] \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$\mu_{\tilde{M}_x^i}(x_i(k)) = \begin{cases} \frac{2}{U_x^i(k) - L_x^i(k)} x_i(k) + \frac{2L_x^i(k)}{U_x^i(k) - L_x^i(k)}, & x_i(k) \in \left[L_x^i(k), \frac{1}{2}(L_x^i(k) + U_x^i(k))\right] \\ -\frac{2}{U_x^i(k) - L_x^i(k)} x_i(k) + \frac{2U_x^i(k)}{U_x^i(k) - L_x^i(k)}, & x_i(k) \in \left[\frac{1}{2}(L_x^i(k) + U_x^i(k)), U_x^i(k)\right] \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$\mu_{\tilde{U}_x^i}(x_i(k)) = \begin{cases} \frac{1}{U_x^i(k) - L_x^i(k)} x_i(k) - \frac{L_x^i(k)}{U_x^i(k) - L_x^i(k)}, & x_i(k) \in [U_x^i(k), L_x^i(k)] \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

D'une manière similaire, les fonctions d'appartenance associées à l'intervalle $I_{vx}^i(k)$ peuvent être définies.

Les partitions que nous définissons permettent de représenter le vecteur d'état $\varepsilon_i = \left[x_i(k), v_x^i(k) = \frac{x_i(k) - x_i(k-1)}{T_e}\right]^T$ par une variable floue pouvant avoir les valeurs linguistiques : Lower définie par une variable floue multiple $\tilde{L}_i(k) = [\tilde{L}_x^i, \tilde{L}_{vx}^i]^T$, Mean $\tilde{M}_i(k) = [\tilde{M}_x^i, \tilde{M}_{vx}^i]^T$, Upper $\tilde{U}_i(k) = [\tilde{U}_x^i, \tilde{U}_{vx}^i]^T$.

Considérant les valeurs modales de ces ensembles flous, nous pouvons réaliser trois prédictions via le filtre Kalman, ces prédictions doivent être pondérées par les valeurs des fonctions d'appartenance au point centre de la sphère d'incertitude, en effet, grâce à l'étape d'initialisation et au processus de mesure, le centre de la sphère représente la position la plus probable de la particule. En conséquence, il est à noter

que le filtre de Kalman flou combine parfaitement l'approche probabiliste du filtre de Kalman flou, et la théorie des sous-ensembles flous qui permet de prendre en compte les ambiguïtés à l'étape de l'appariement des particules entre elles afin de réaliser le suivi temporel. Le filtre de Kalman flou est défini par une base de règles floues associées à la partition floue décrite ci-dessus :

$$\text{IF } \varepsilon_i(k) \text{ IS } \tilde{L}_i(k) \text{ THEN } \begin{cases} \hat{\varepsilon}_i^L(k+1) = F(I - KC)\hat{\varepsilon}_i^L(k) + KL_x(k) \\ \hat{\varepsilon}(k) = [L_x(k), L_{vx}(k)] \end{cases}$$

$$\text{IF } \varepsilon_i(k) \text{ IS } \tilde{M}_i(k) \text{ THEN } \begin{cases} \hat{\varepsilon}_i^M(k+1) = F(I - KC)\hat{\varepsilon}_i^M(k) + KM_x(k) \\ \hat{\varepsilon}(k) = [M_x(k), M_{vx}(k)] \end{cases}$$

$$\text{IF } \varepsilon_i(k) \text{ IS } \tilde{U}_i(k) \text{ THEN } \begin{cases} \hat{\varepsilon}_i^U(k+1) = F(I - KC)\hat{\varepsilon}_i^U(k) + KU_x(k) \\ \hat{\varepsilon}(k) = [U_x(k), U_{vx}(k)] \end{cases}$$

Où : $\varepsilon_i(k) = [x_i(k) \quad v_i(k)]^T$ est le vecteur d'état associé à la particule p_i , $\tilde{L}_i(k)$, $\tilde{M}_i(k)$, $\tilde{U}_i(k)$ sont les sous-ensembles multi-variables définis par :

$$\tilde{L}_i(k) = \begin{bmatrix} \tilde{L}_x^i(k) \\ \tilde{L}_{vx}^i(k) \end{bmatrix}, N(\tilde{L}_i(k)) = \begin{bmatrix} L_x^i(k) \\ L_{vx}^i(k) \end{bmatrix}$$

$$\tilde{M}_i(k) = \begin{bmatrix} \tilde{M}_x^i(k) \\ \tilde{M}_{vx}^i(k) \end{bmatrix}, N(\tilde{M}_i(k)) = \begin{bmatrix} M_x^i(k) \\ M_{vx}^i(k) \end{bmatrix}$$

$$\tilde{U}_i(k) = \begin{bmatrix} \tilde{U}_x^i(k) \\ \tilde{U}_{vx}^i(k) \end{bmatrix}, N(\tilde{U}_i(k)) = \begin{bmatrix} U_x^i(k) \\ U_{vx}^i(k) \end{bmatrix}$$

Où $N(.)$ est la valeur modale du sous ensemble non donnée en argument (valeur de la variable pour laquelle la fonction d'appartenance vaut 1).

Notons que ce filtre de Kalman flou est similaire au modèle flou de Takagi-Sugeno utilisé dans le domaine de la commande floue. Cependant, notre approche est utilisée dans un contexte entièrement différent et ne s'agit pas de la modélisation floue. La prédiction finale est réalisée par une moyenne pondérée de ces trois prédictions (méthode de défuzzification standard), nous obtenons :

$$\begin{aligned} & \hat{\xi}_i(k+1) \\ = & \frac{\mu_{\tilde{L}_i(k)}(\xi_i(k))\hat{\xi}_i^L(k+1) + \mu_{\tilde{M}_i(k)}(\xi_i(k))\hat{\xi}_i^M(k+1) + \mu_{\tilde{U}_i(k)}(\xi_i(k))\hat{\xi}_i^U(k+1)}{\mu_{\tilde{L}_i(k)}(\xi_i(k)) + \mu_{\tilde{M}_i(k)}(\xi_i(k)) + \mu_{\tilde{U}_i(k)}(\xi_i(k))} \end{aligned}$$

Où $\mu_{\tilde{L}_i(k)}(\xi_i(k))$, $\mu_{\tilde{M}_i(k)}(\xi_i(k))$, $\mu_{\tilde{U}_i(k)}(\xi_i(k))$ sont définies comme suit:

$$\mu_{\tilde{L}_i(k)}(\xi_i(k)) = \mu_{\tilde{L}_x^i}(x_i(k)) * \mu_{\tilde{L}_{vx}^i}(v_x^i(k))$$

$$\mu_{\tilde{M}_i(k)}(\xi_i(k)) = \mu_{\tilde{M}_x^i}(x_i(k)) * \mu_{\tilde{M}_{vx}^i}(v_x^i(k))$$

$$\mu_{\tilde{U}_i(k)}(\xi_i(k)) = \mu_{\tilde{U}_x^i}(x_i(k)) * \mu_{\tilde{U}_{vx}^i}(v_x^i(k))$$

Il est à noter que la prédiction finale (prédiction obtenue après la défuzzification) est une combinaison convexe des prédictions extrêmes $\hat{\xi}_i^L(k+1)$, $\hat{\xi}_i^M(k+1)$, $\hat{\xi}_i^U(k+1)$. Par ailleurs, les coordonnées de la combinaison convexe sont liées aux valeurs des fonctions d'appartenance au point centre de la sphère d'incertitude, en effet, nous pouvons écrire :

$$\hat{\xi}_i(k+1) = \sum_{j \in \{L, M, U\}} \alpha_j(\xi_i(k)) \hat{\xi}_i^j(k+1), \quad \sum_{j \in \{L, M, U\}} \alpha_j(\xi_i(k)) = 1$$

Où:

$$\alpha_L(\xi_i(k)) = \frac{\mu_{\tilde{L}_i(k)}(\xi_i(k))}{\sum_{j \in \{L, M, U\}} \mu_{\tilde{J}_i(k)}(\xi_i(k))}$$

$$\alpha_M(\xi_i(k)) = \frac{\mu_{\tilde{M}_i(k)}(\xi_i(k))}{\sum_{j \in \{L, M, U\}} \mu_{\tilde{J}_i(k)}(\xi_i(k))}$$

$$\alpha_U(\xi_i(k)) = \frac{\mu_{\tilde{U}_i(k)}(\xi_i(k))}{\sum_{j \in \{L, M, U\}} \mu_{\tilde{J}_i(k)}(\xi_i(k))}$$

Bibliographie

- Biwole, P.H. et al., 2009. A complete 3D particle tracking algorithm and its applications to the indoor airflow study. *Measurement Science and Technology*, 20(11), p.115403.
- Förstner, W. & Gülch, E., 1987. A Fast Operator for Detection and Precise Location of Distinct Points, Corners and Centres of Circular Features. In *Proc. ISPRS Intercommission Conf. on Fast Processing of Photogrammetric Data*. pp. 281–305.
- Haralick, R.M., 1979. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5), pp.786–804.
- Harris, C. & Stephens, M., 1988. A Combined Corner and Edge Detector. *Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988*, pp.147–151. Available at: <http://www.bmva.org/bmvc/1988/avc-88-023.html>.
- Hartley, R.I., Gupta, R. & Chang, T., 1992. Stereo from uncalibrated cameras. *Cvpr'1992*, pp.761–764.
- Hartley, R.I. & Sturm, P., 1997. Triangulation. *Computer Vision and Image Understanding*, 68(2), pp.146–157.
- Kadir, T., Zisserman, A. & Brady, M., 2004. An affine invariant salient region detector. *Image Rochester NY*, 3021(6), pp.228–241. Available at: <http://www.springerlink.com/index/AHJRHQDX3UQRVDXU.pdf>.
- Koenderink, J.J., 1984. The structure of images. *Biological Cybernetics*, 50(5), pp.363–370.
- Köthe, U., 2003. Edge and junction detection with an improved structure tensor. In *Joint Pattern Recognition Symposium*. pp. 25–32.
- Lindeberg, T., 1993. Detecting salient blob like image structures and their scales with a scale space primal sketch a method for focus-of-attention. *Ijcv*, 318, pp.283–318.
- Lindeberg, T., 1998. Feature Detection with Automatic Scale Selection. *International Journal of Computer Vision*, 30(2), pp.79–116. Available at: <http://www.springerlink.com/content/u624470167857570>.
- Lindeberg, T., 2015. *Image Matching Using Generalized Scale-Space Interest Points*, Springer US. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s10851-014-0541-0>.

- Lindeberg, T., 1994. Scale-space theory: a basic tool for analyzing structures at different scales. *Journal of Applied Statistics*, 21(1), pp.225–270. Available at: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/757582976>.
- Lindeberg, T., 2013. Scale Selection Properties of Generalized Scale-Space Interest Point Detectors. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 46(2), pp.177–210. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s10851-012-0378-3>.
- Longuet-Higgins, H.C., 1981. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 293(5828), pp.133–135. Available at: <http://dx.doi.org/10.1038/293133a0>.
- Lotz, R. & Fröschle, E., 1990. 3D-Vision mittels stereobildauswertung bei Videobildraten. In R. E. Großkopf, ed. *Mustererkennung 1990: 12. DAGM-Symposium Oberkochen-Aalen, 24.–26. September 1990. Proceedings*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 606–616. Available at: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-84305-1_72.
- Lowe, D.G., 2004. Distinctive image features from scale invariant keypoints. *Int'l Journal of Computer Vision*, 60, pp.91–110. Available at: <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=996342>.
- Maas, H.-G., 1993. Complexity analysis for the establishment of image correspondences of dense spatial target fields. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 29, p.102.
- Malik, N.A., Dracos, T. & Papantoniou, D.A., 1993. Particle tracking velocimetry in three-dimensional flows. *Experiments in Fluids*, 15(4), pp.279–294. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00223406>.
- Marr, D. & Hildreth, E., 1980. Theory of Edge Detection. *Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences*, 207(1167), pp.187–217. Available at: <http://rspb.royalsocietypublishing.org/content/207/1167/187>.
- Matas, J. et al., 2004. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions. *Image and vision computing*, 22(10), pp.761–767.
- Maybeck, P.S., 1982. *Stochastic models, estimation, and control*, Academic press.
- Mikolajczyk, K. et al., 2005. A comparison of affine region detectors. *International Journal of Computer Vision*, 65(1–2), pp.43–72.
- Mikolajczyk, K. & Schmid, C., 2002. An affine invariant interest point detector. *Computer Vision - ECCV 2002*, 2350, pp.128–142. Available at: <http://www.springerlink.com/index/d946wrklrq1fnpjh.pdf>.
- Mikolajczyk, K. & Schmid, C., 2004. Scale & affine invariant interest point

- detectors. *International Journal of Computer Vision*, 60(1), pp.63–86.
- Otsu, N., 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), pp.62–66. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4310076>.
- Ott, S. & Mann, J., 2000. An experimental investigation of the relative diffusion of particle pairs in three-dimensional turbulent flow. *J. Fluid Mech*, 422, pp.207–223.
- Shi, J. & Tomasi, C., 1994. Good Features to Track. In *1994 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'94)*. pp. 593–600.
- Witkin, A., 1984. Scale-space filtering: A new approach to multi-scale description. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP'84*. pp. 150–153.

Chapitre IV : Applications

Nous présentons dans ce chapitre les résultats obtenus par l'application des approches développées dans le cadre de ce travail, les trajectoires 3D des bulles de savons enregistrées pendant leur mouvement dans la cellule thermiquement gardée sont alors présentées. Une application importante de la méthode consiste à calculer les champs de vitesses présents dans le volume 3D observé, elle constitue un moyen fiable et un outil indispensable pour la comparaison/validation de la méthode 3DPTV par d'autres méthodes préalablement validées. Nous présenterons également l'adaptation de l'algorithme de suivi des particules à un nombre extensible de caméras, le but de cette approche étant d'étendre l'espace 3D pouvant être couvert par le système PTV à un ensemble de sous espaces 3D juxtaposés et possédant une zone de recouvrement permettant de passer d'un espace à un autre.

IV.1. Calcul des trajectoires 3D

IV.1.1. Détection des bulles de savons :

Afin d'évaluer les performances des algorithmes de détection de particules développés dans le cadre de cette thèse et présentés dans le chapitre précédent, nous les avons appliqués à des images synthétiques ainsi qu'aux images expérimentales que nous avons pu enregistrer par notre système de caméras présenté dans le chapitre II. Les données synthétiques ont été générées et fournies par (Okamoto et al. 2000) dans le but d'évaluer et valider des approches de caractérisation des flux. La base de données regroupant ces mesures est mise en place par le projet *Standard PIV Images project*, les images ont été reprises récemment par les équipes de recherches développant des méthodes PTV et ont permis de valider et comparer un grand nombre d'entre elles.

L'intérêt principal d'utiliser des données synthétiques est la connaissance exacte du mouvement tridimensionnel réel du flux et donc des positions des particules et leur nombre sur chaque image, ceci permet d'évaluer la précision des algorithmes développés.

Malgré l'efficacité de ce type de validation, il serait indispensable pour l'évaluation de la méthode d'utiliser des données provenant d'expérimentations réelles. Nous avons ainsi procédé à la collecte d'images de bulles de savon en utilisant le système expérimental que nous avons mis en place à l'intérieur de la cellule Airdiff du laboratoire Lasie de La Rochelle.

IV.1.1.1. Validation par des données synthétiques

Les images 2D acquises durant l'intervalle de temps d'enregistrement sont fournies ainsi que leurs positions exactes, elles sont utilisées par notre algorithme afin de détecter les particules et calculer leurs positions 2D.

Le processus suivi pour la génération de ces données virtuelles prend en compte tous les paramètres expérimentaux tels que la densité des particules, le bruit sur les images et les distorsions des caméras utilisées. La procédure constitue ainsi un moyen efficace permettant de réunir les conditions réelles et de fournir des bancs d'essais synthétiques comparables aux données expérimentales réelles.

Les données présentées correspondent à un jet impactant une paroi (mur). La figure Fig. 1. montre la configuration expérimentale simulée. Les champs de vitesses correspondant à chaque cas de figure sont obtenus par le code de simulation des grandes échelles SGE (*Large-Eddy Simulation LES*). Le volume de simulation est de $106 \times 20 \times 8 \text{ cm}^3$ et le nombre de Reynolds est égal à 6000 (flux turbulent). Le déplacement des particules est calculé à partir du champ de vitesses tridimensionnel. La figure Fig. 2. montre un exemple de distribution sur un plan $z = 0$ des vitesses instantanées autour de la sortie du jet.

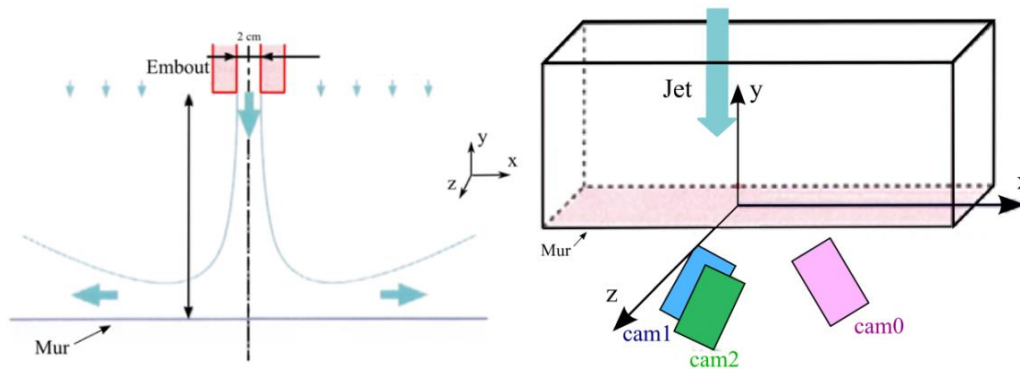


Fig. 1. Configuration expérimentale du champ d'écoulement observé .

Les images des particules sont générées en projetant les positions 3D sur un plan bidimensionnel et en utilisant les paramètres de calibration des caméras et leurs positions et orientations. La taille des images est fixée à 256 x 256 pixels (8 bits de profondeur).

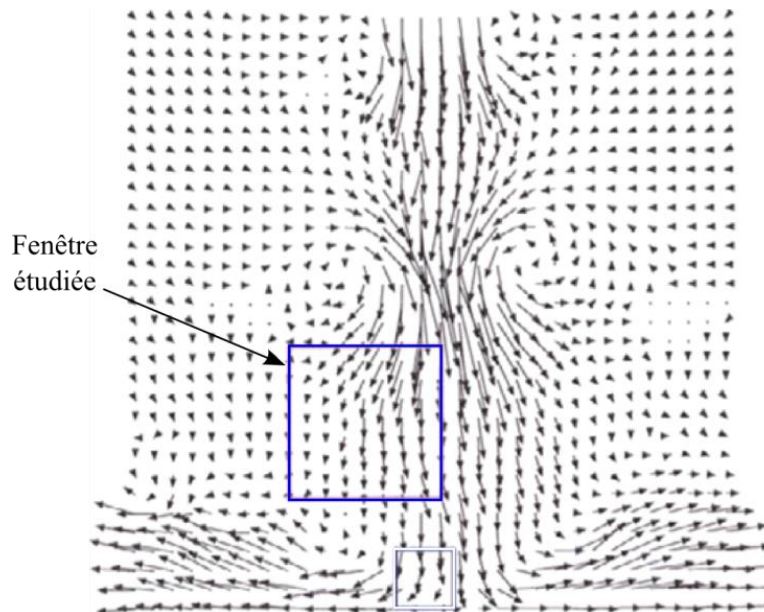


Fig. 2. Distribution de la vitesse dans le champ d'écoulement.

Les méthodes de détection des particules ont été appliquées au cas de figure de données 3D correspondant à 720 ms d'enregistrement, l'ensemble est composé de 145 images. La figure Fig. 3. montre un exemple des images 2D obtenues sur les plans des trois caméras.

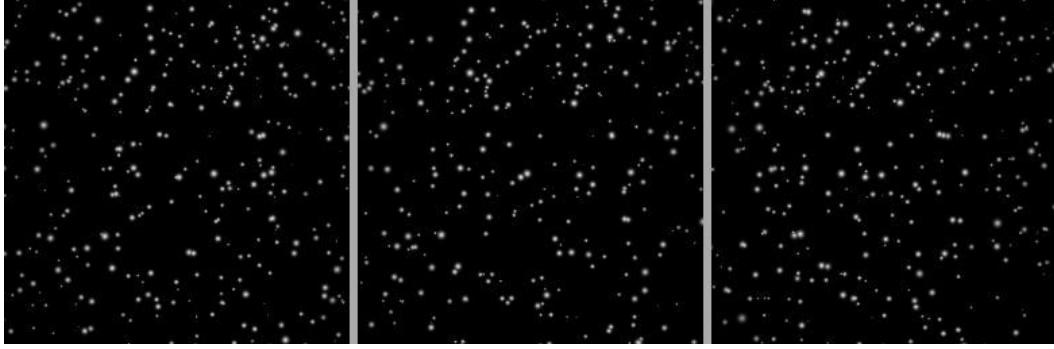


Fig. 3. Exemple des images obtenues par la simulation (Okamoto et al. 2000).

Le nombre de particules détectées par l'algorithme Nb_{detec} est comparé au nombre exact des particules sur chaque image Nb_{total} . Le rapport $\alpha_{detec} = Nb_{detec}/Nb_{total}$ est ainsi utilisé afin d'évaluer les différentes méthodes de détection, il est calculé pour chaque image de la base de données. La figure Fig. 4. représente les performances des algorithmes suivants : Laplacien de la Gaussienne Multi-échelle (ME), algorithme de Shi-Tomasi et la Hessienne de la Gaussienne Multi-échelle (ME).

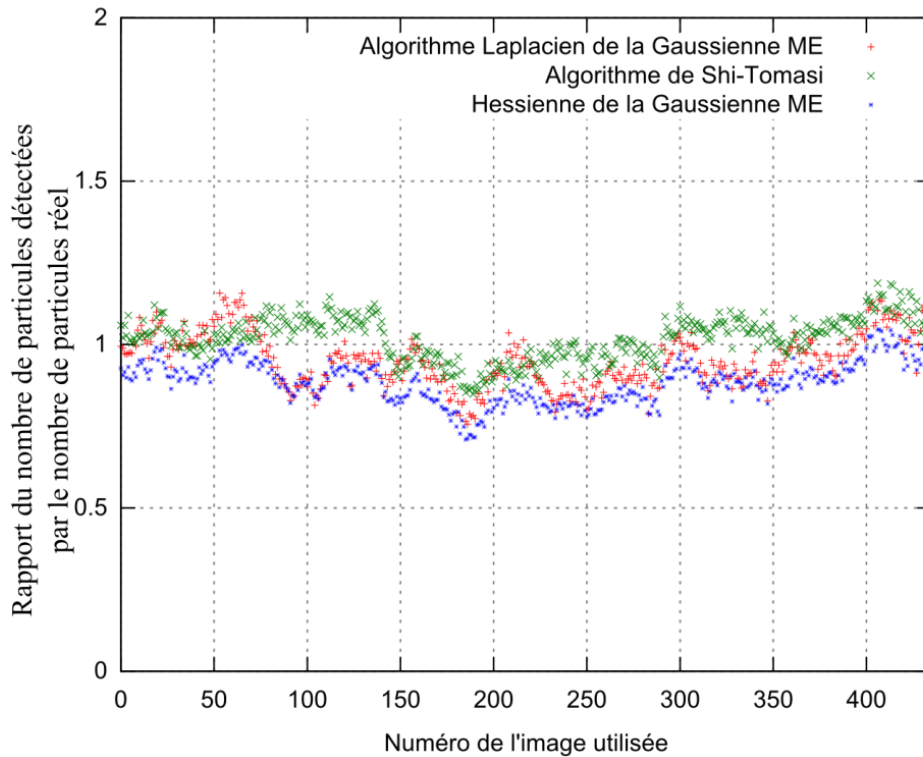


Fig. 4. Rapport α_{detec} correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images de synthèse.

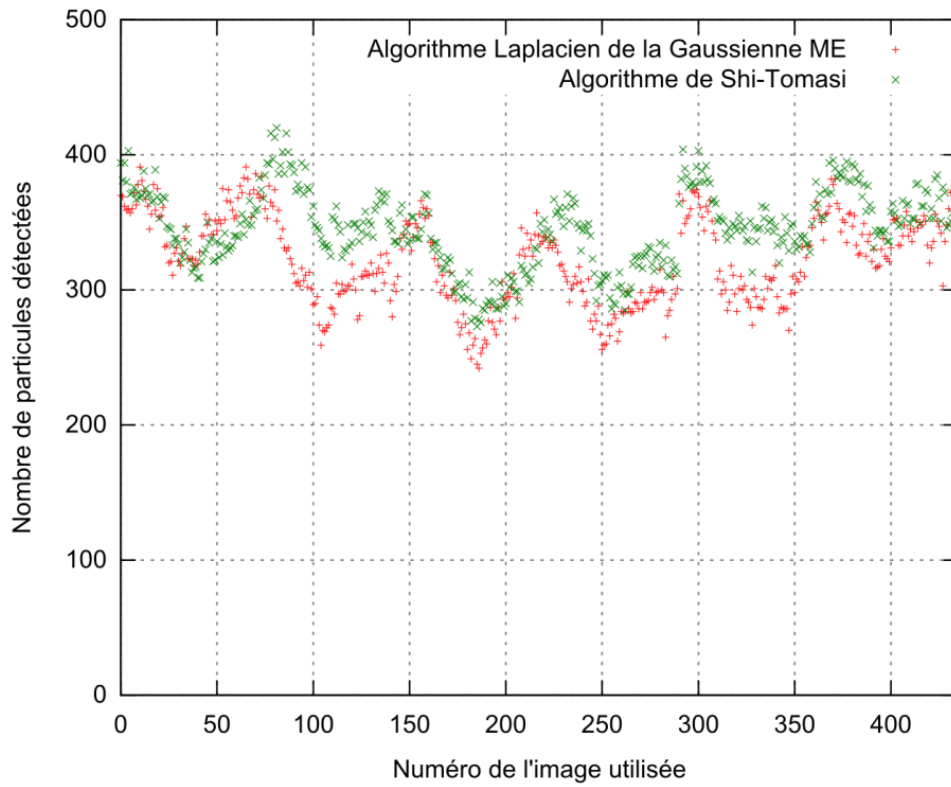


Fig. 5. Nombre de particules détectées Nb_{detec} correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images de synthèse.

La figure Fig. 5. représente le nombre de particules détectées par l'algorithme de détection basé sur le calcul multi-échelle du Laplacien de la Gaussienne comparé au nombre de particules détectées par un algorithme à échelle fixe. Nous constatons un nombre de détections plus important dans le cas de l'utilisation l'algorithme de Shi-Tomasi (Shi & Tomasi 1994) sur toutes les images utilisées. Ceci pourrait signifier une meilleure performance de ce dernier, l'étude plus poussée des performances obtenues permet de constater un nombre important de fausses détections parmi celles fournies par cet algorithme.

Le nombre de fausses détections est calculé en comparant les positions des particules détectées par chaque algorithme aux positions réelles fournies par la base de données. Ainsi, une détection (x_i, y_i, z_i) est considérée fausse si elle se trouve à une distance supérieure à un seuil donné de toutes les positions réelles des particules, autrement dit, il n'existe aucune particule (x, y, z) dans le voisinage de la détection. Le seuil est fixé à 2 pixels et permet de tolérer une erreur de détection souvent due au bruit présent sur l'image, sa valeur est inférieure à 1/10 de la distance moyenne (espacement moyen) entre les particules présentes sur l'image afin d'éviter la confusion des particules.

Nous constatons sur la figure Fig. 6. que le nombre de fausses détections comparé aux nombre total des particules sur l'image est plus important pour la méthode basée sur le calcul de la Hessienne ME, il est cependant pas forcément plus important pour la méthode LoG ME comparé à la méthode Shi-Tomasi.

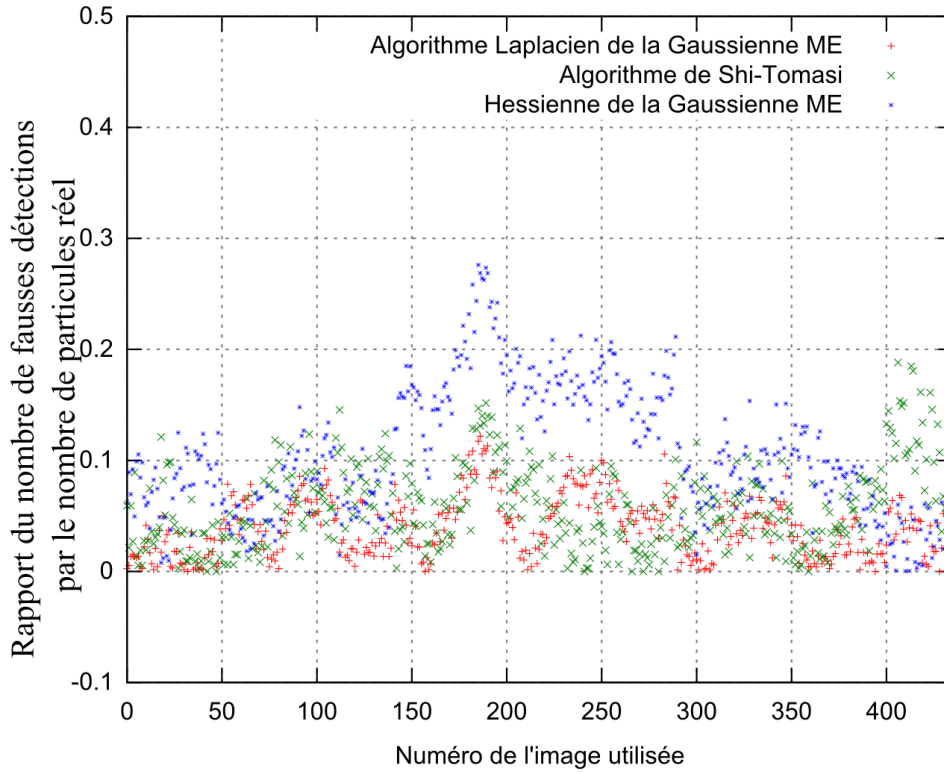


Fig. 6. Rapport des fausses détections au nombre total des particules correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images de synthèse.

La proportion des fausses détections varie entre 0 et 0.12 pour l'algorithme LoG-ME, elle est encore plus importante pour les deux autres méthodes notamment la méthode Hessienne ME, ceci est dû principalement à la résolution limitées des images de synthèse (256×256).

La figure Fig. 7. Montre la démarche de la détection multi-échelle appliquée à une image de la base de données, l'espace d'échelle obtenu correspondant au Laplacien normalisé au niveaux d'échelle $\sigma = 1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}, 4$.

Les minima locaux sont extraits à partir du voisinage 26 pixels de chaque position en utilisant trois images voisines, la figures Fig. 7. montre le résultat de l'application du filtre Laplacien normalisée, les particules détectées par l'algorithme correspondent aux minima locaux et sont représentées par des cercles de rayon r proportionnel au niveau d'échelle auquel elles sont détectées : $r = 1.5 \sigma$

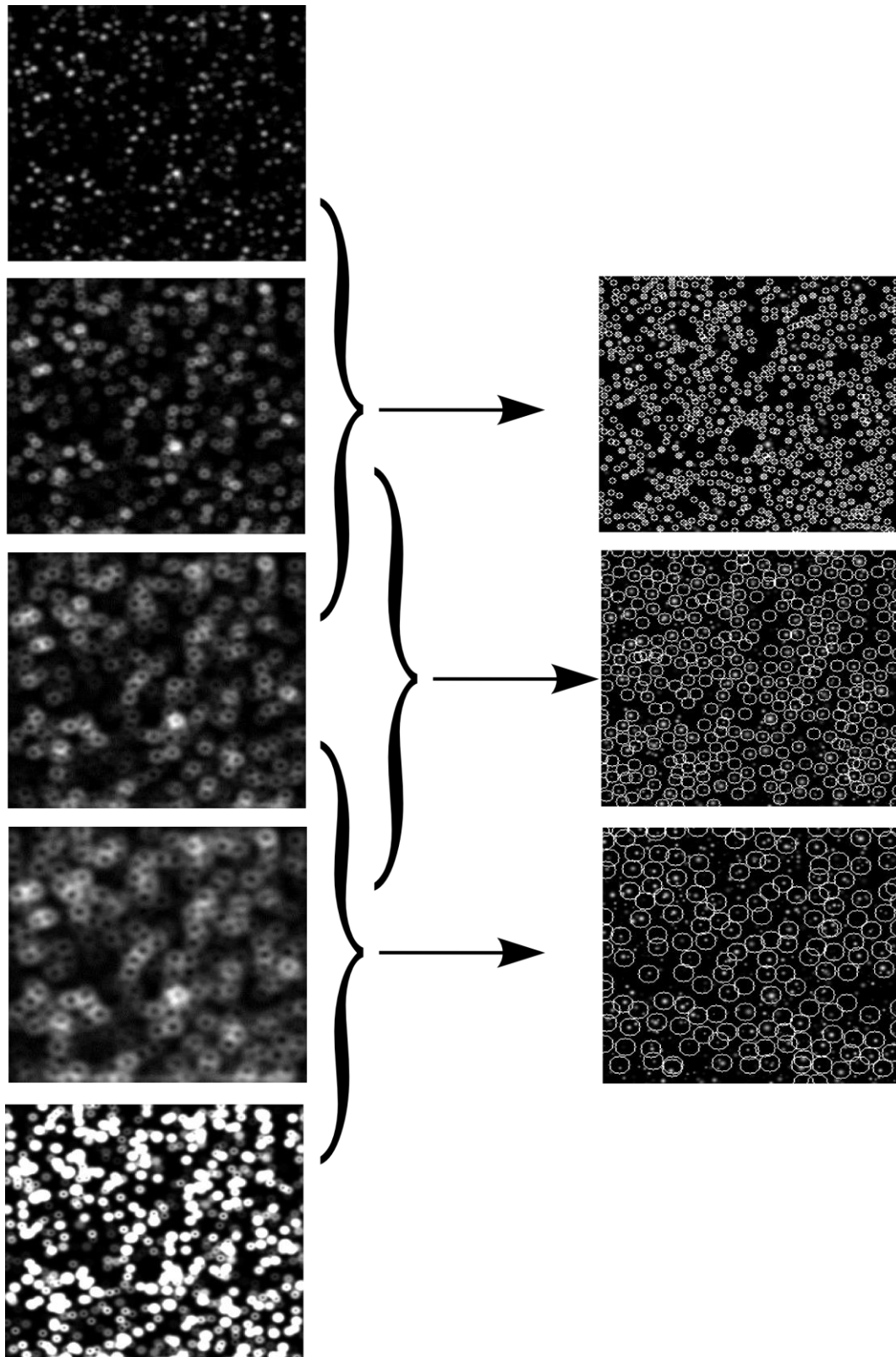


Fig. 7. Détection multi-échelle (LoG ME) appliquée à une image de synthèse.

IV.1.1.2. Validation par données expérimentales

Les expérimentations ont été réalisées dans la cellule test échelle 1 du Laboratoire LaSIE de dimensions : $3,5 \times 3,5 \times 3,5 \text{ m}$ et doté d'un diffuseur plafonnier. Les images acquises sont de 2000×2000 pixels et contiennent entre 100 et 300 particules. Ces dernières se projettent sur le plan image sous formes proches de la forme de blob (figure Fig. 8.) : le centre de la bulle représente un maximum local, la valeur des pixels s'atténue au fur et à mesure que l'on s'éloigne du centre. Cet exemple correspond néanmoins à une bulle se déplaçant à une vitesse basse, dans le cas de flux à vitesse élevée, les projections des bulles sont plus allongées (ellipses).

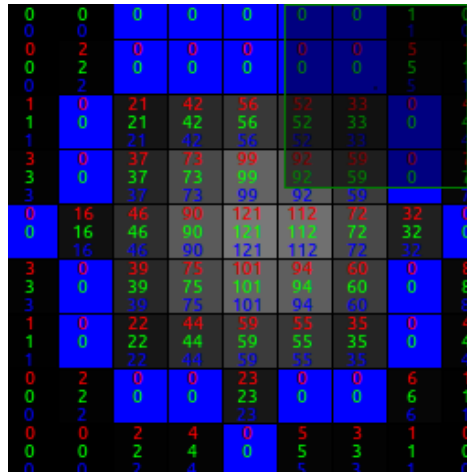


Fig. 8. Valeurs des canaux couleurs (valeurs égales pour une image en niveaux de gris) sur une région contenant une bulle de savon.

La figure Fig. 9. représente les performances des deux algorithmes LoG-ME et Shi-Tomasi, ce dernier ne permet de détecter qu'un nombre réduit de particules, cette limitation est due à l'utilisation d'un niveau d'échelle unique. En effet, l'analyse des images des particules détectées par chaque algorithme permet de constater la limitation de l'algorithme Shi-Tomasi à la détection des bulles de tailles similaires, tandis que les positions fournies par la méthode multi-échelle concernent des bulles de tailles différentes comme illustré sur la figure Fig. 10. Cette figure correspond à une région d'une image acquise par une caméra pendant le déplacement des bulles. Trois niveaux d'échelle (trois rayons différents) ont été utilisés ici afin d'extraire la totalité des positions des bulles, le fond de l'image étant non hétérogène, ceci n'a eu cependant aucune influence sur la qualité de la détection (figure Fig. 11).

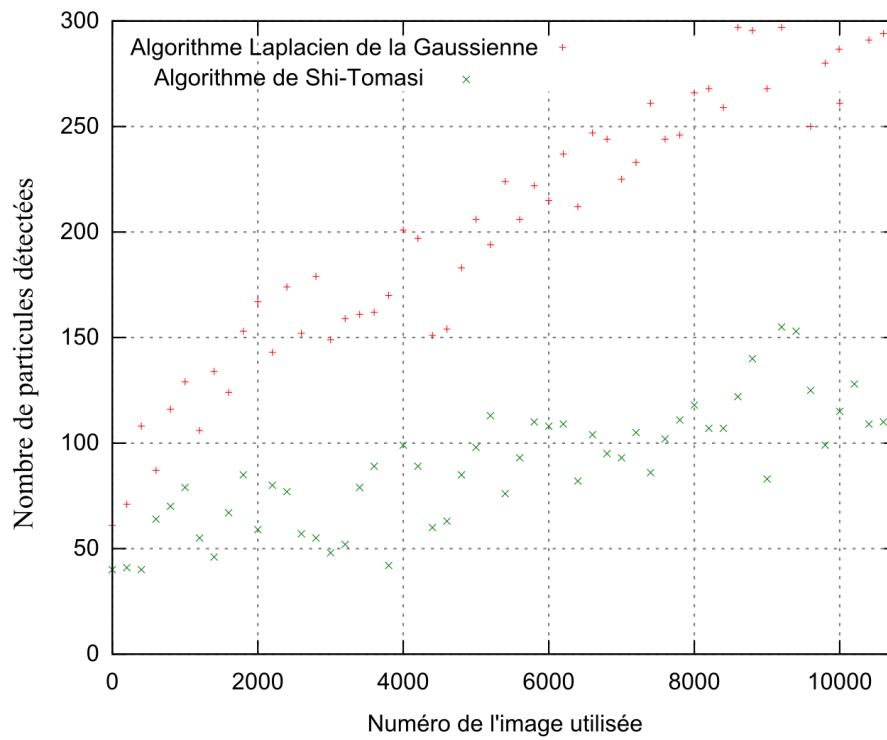


Fig. 9. Rapport α_{detec} correspondant à l'application des algorithmes de détection aux images des expérimentations.

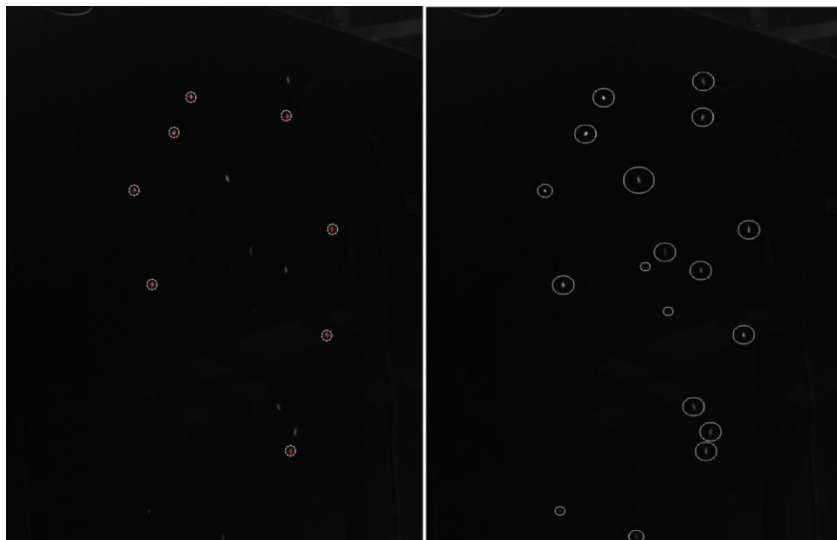


Fig. 10. Résultat de la détection des bulles de savon par deux méthodes : Shi-Tomasi (à gauche) et Laplacien de la Gaussienne ME (à droite).



Fig. 11. Résultat de la détection des bulles de savon la méthode du Laplacien de la Gaussienne ME (à droite).

L'algorithme LoG multi-échelle permet de calculer les points d'intérêt (blobs) sur une image donnée, le coût de cette opération s'avère très élevé, notamment lorsque le nombre de niveaux d'échelle est important. En effet, pour un filtre F_i de taille $(T_i \times T_i)$ le nombre de multiplications effectuées pour chaque image de 2000×2000 pixels est donné par :

$$N = \sum_{i=1}^l T_i^2 \times 2000^2$$

Où l est le nombre de niveaux d'échelle utilisés. Une solution intuitive dans le cas de l'utilisation de filtres Gaussiens est de séparer le filtre bidimensionnel en deux filtres unidimensionnel, cependant le filtre Laplacien étant non-séparable, nous avons dû résoudre le problème en analysant les réponses obtenus en appliquant les filtres Laplaciens aux images. L'idée consiste à appliquer les opérations les plus coûteuses seulement aux pixels qui vérifient un premier test : nous avons constaté que l'application du filtre Laplacien aux pixels appartenant au fond de l'image fournit en effet une réponse de très faible intensité (valeur inférieure à 10). Les opérations coûteuses en temps de calcul sont ainsi appliquées aux pixels d'intensité supérieure au seuil prédéterminé. Par ailleurs, une grande proportion de l'image

(grand nombre de pixels) ne fait pas partie des pixels appartenant aux bulles de savons, ceci est dû au grand volume couvert par les caméras et leur résolution importante. En effet, les régions contenant des bulles varient entre 30% et 40% de l'image entière, en appliquant un seuillage lors du calcul des réponses au Laplacien, nous avons réussi à réduire considérablement le temps de calcul des positions des particules.

IV.1.2. Reconstruction des positions 3D des bulles :

IV.1.2.1. Données de Wesleyan University

Les données de Wesleyan University (Wesleyan University 2000) ont été réalisées afin de permettre la comparaison des algorithmes développés par les différentes équipes de recherche, nous avons utilisé ces données afin de tester notre approche de suivi temporel 3D par filtre de Kalman flou.

Les données correspondent à un flux se trouvant entre deux grilles qui oscillent à une fréquence de 3 Hz à l'intérieur d'un cylindre, le nombre Reynolds est de 280. Le volume éclairé est un cylindre de 6 cm de diamètre (voir figure Fig. 12. et Fig. 13.). Quatre caméras synchrones ont été placées autour du flux, ces caméras enregistrent les images à une fréquence de 450 frames par seconde (un pas de temps égal à 2.2 ms), la résolution des images acquises est de 1024 x 1280 pixels.

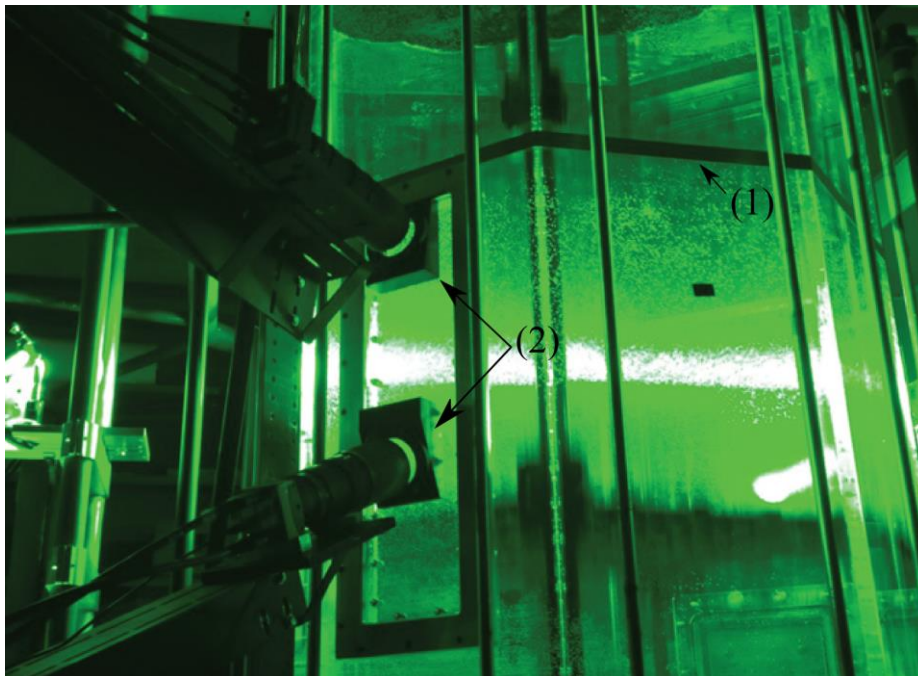


Fig. 12. Configuration expérimentale mettant en place deux grilles oscillantes (1) et deux des quatre caméras d'enregistrement (2).

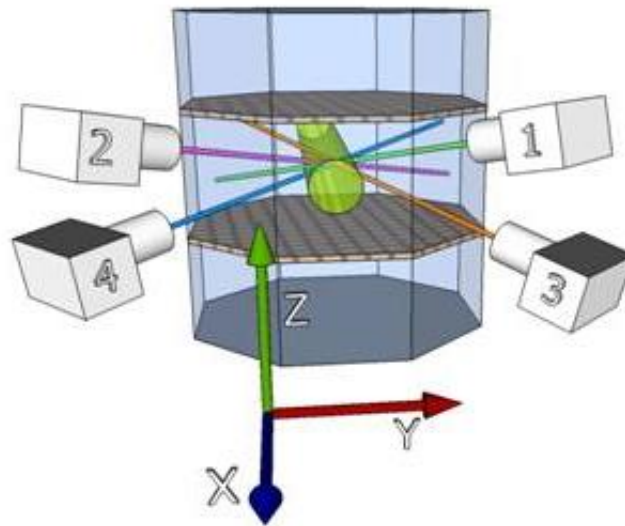


Fig. 13. Système de coordonnées utilisé et les positions des caméras autour du cylindre.

Le filtre de Kalman flou a été appliqué aux positions 3D fournies par la base de données, ces dernières sont reliées entre elles par le suivi temporel afin de reconstruire les trajectoires suivies par chaque particule p_i . La figure Fig. 14. représente les trajectoires reconstruites par l'algorithme. il est à noter que le cas étudié représente une densité d'encemensement basse, un résultat identique a été obtenu par l'application du filtre de kalman classique, en effet, l'initialisation par ensemble flou n'est pas indispensable pour ce cas.

Le nombre des trajectoires reconstruites à partir de 200 images acquises est de 423 et leur longueur varie entre 30 et 170 positions (figure Fig. 14). Cette reconstruction correspond exactement au trajectoires de référence fournies par le benchmark.

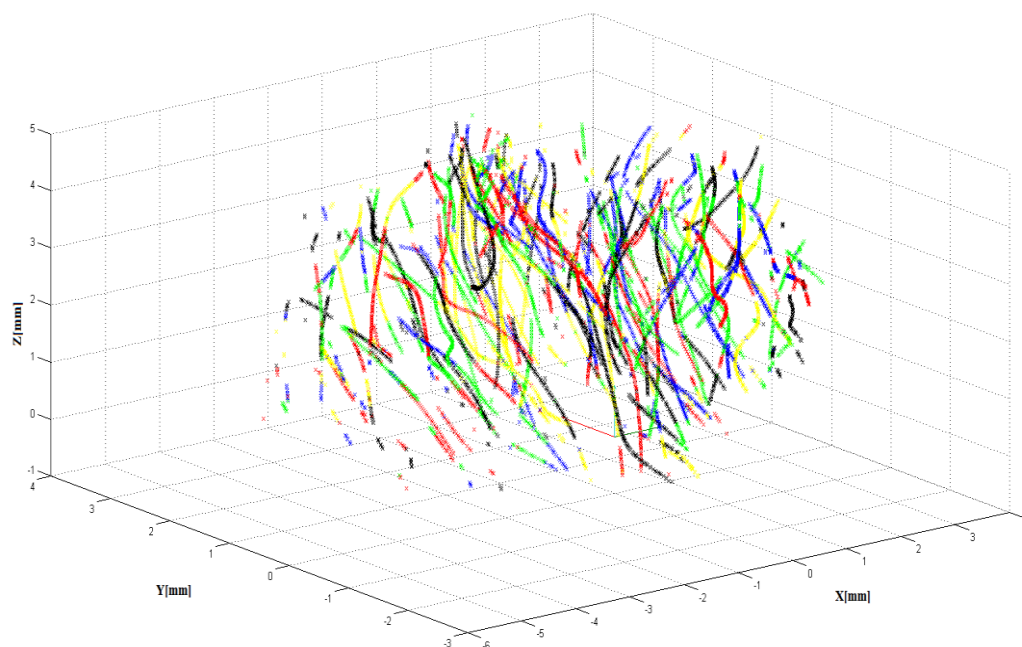


Fig. 14. Trajectoires 3D reconstruites par filtre de Kalman flou à partir de données expérimentales (Wesleyan University 2000).

IV.1.2.2. Données du laboratoire Lasie (cellule Airdiff)

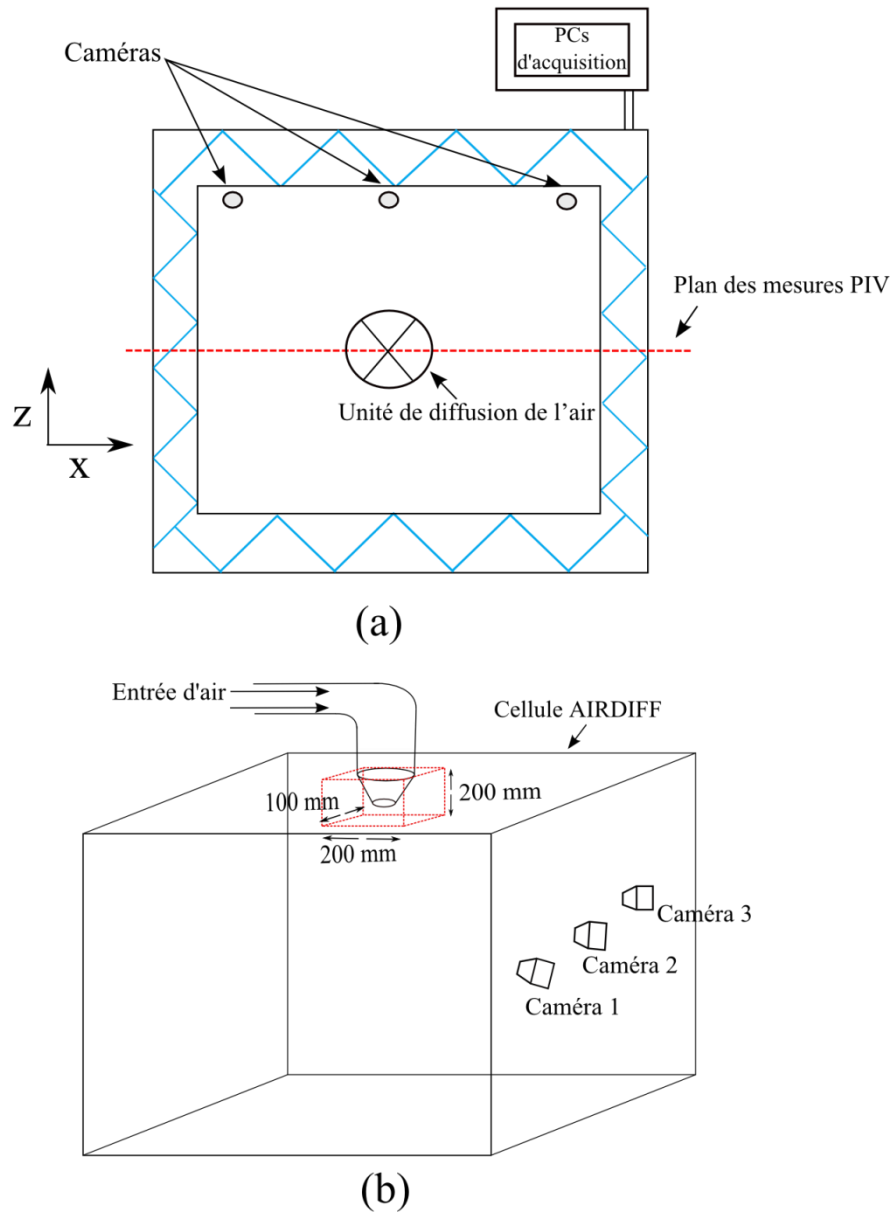


Fig. 15. (a) Schéma décrivant la cellule Airdiff : entrée d'air (UTDA), caméras et Pcs d'acquisition du système PTV, (b) Région sortie du diffuseur.

Le système PTV développé a été utilisé afin de caractériser les flux générés par une unité de diffusion d'air dans une cellule thermiquement gardée (décrite dans le chapitre II). Nous nous sommes intéressés aux flux à la sortie du diffuseur ainsi que dans le reste de la pièce (espace couvert par les caméras).

La cellule de test d'environ 12 m² au sol peut être considérée comme pièce de bureau selon la norme (AFNOR 1998) recommandant une surface minimale de

10 m² pour un bureau individuel et 11 m² par personne pour un bureau collectif. Par ailleurs, la norme (AFNOR 2006) préconise pour un confort optimal, des températures ambiantes de $22 \pm 1^{\circ}\text{C}$ pour l'hiver et de $24,5 \pm 1^{\circ}\text{C}$ pour l'été.

D'autre part, le débit d'air neuf minimal imposé en France est de $25\text{ m}^3/\text{h}$ par personne pour un local de type bureau. Le diffuseur d'air (UTDA) considéré dans le cadre de cette étude est conçu pour être utilisé dans une plage de $200 - 400\text{ m}^3/\text{h}$ pour des espaces de bureaux de petites ou moyennes dimensions. Nous avons choisi pour cette étude un débit de $200\text{ m}^3/\text{h}$.

Les réglages de l'UTDA utilisé produisent un jet vertical isotherme dans la configuration été et chaud dans la configuration hiver. La centrale de traitement d'air raccordée à un système de distribution comprenant en extrémité un convergent muni d'un nid d'abeille suivi d'un diffuseur plafonnier, permet de générer un jet d'air vertical descendant.

Deux essais ont été réalisés en conditions stationnaires, chacun caractérisé successivement par PIV puis par PTV. Le premier essai utilise un jet isotherme d'un débit volumique de $200\text{ m}^3/\text{h}$ généré par un tube circulaire de 100 mm de diamètre, le débit pour chaque configuration a été mesuré au balomètre à compensation de pression au niveau du diffuseur. Le diffuseur est un tube droit de 13 cm de longueur monté à l'extrémité du convergent, débouchant du faux plafond de la cellule climatique Airdiff. Le second essai utilise un jet chaud de même débit soufflé par un diffuseur multi-cône. Dans ce dernier cas, l'écart de température entre le jet et l'ambiance est de l'ordre de 10°C .

Les trajectoires 3D suivies par les bulles de savon dans le cas d'un jet vertical isotherme sont présentées dans les figures Fig. 16, Fig. 17 et Fig. 18. Pour des raisons de clarté de la représentation, nous nous sommes limités à 100 trajectoires sur la figure Fig. 16. (Respectivement 1000 sur la figure Fig. 17). La totalité des trajectoires est représentée par la figure Fig. 18.

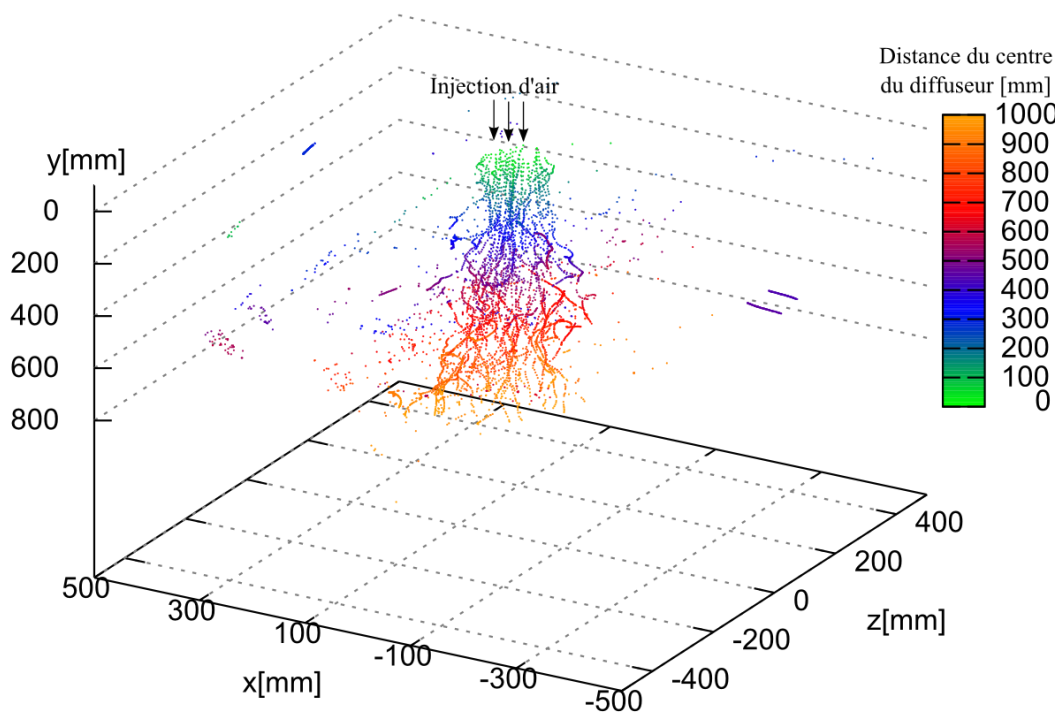


Fig. 16. 100 Trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet vertical isotherme.

L'acquisition correspond dans ce cas à 60 secondes d'enregistrement à 180 fps. Un ensemble de 10800 images est ainsi traité afin d'obtenir la reconstruction 3D illustrée par la figure Fig. 18.

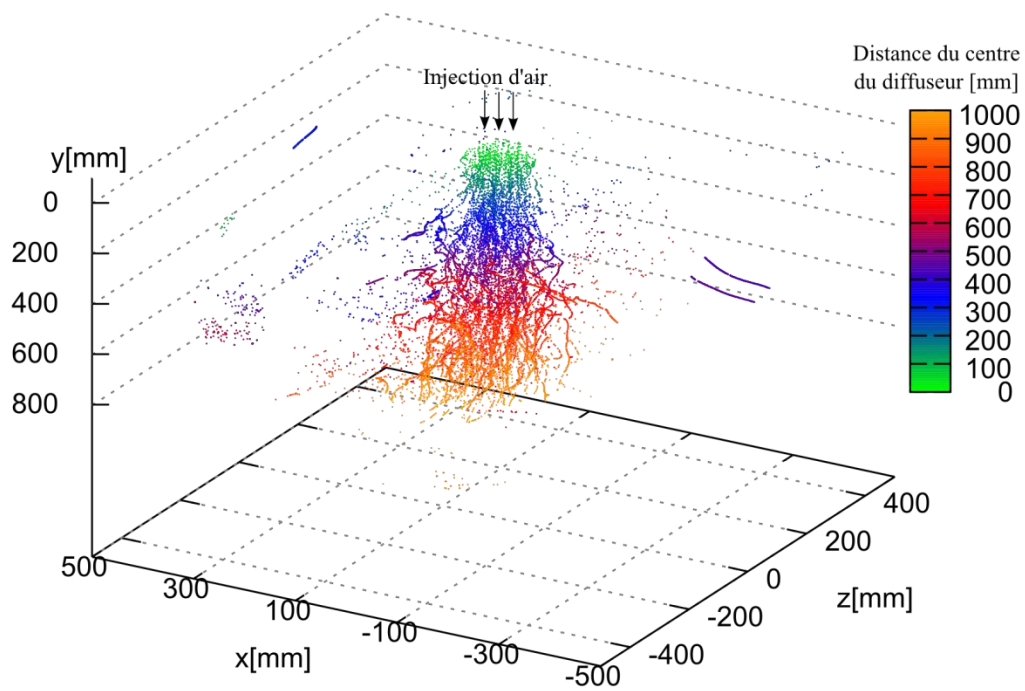


Fig. 17. 1000 Trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet vertical isotherme.

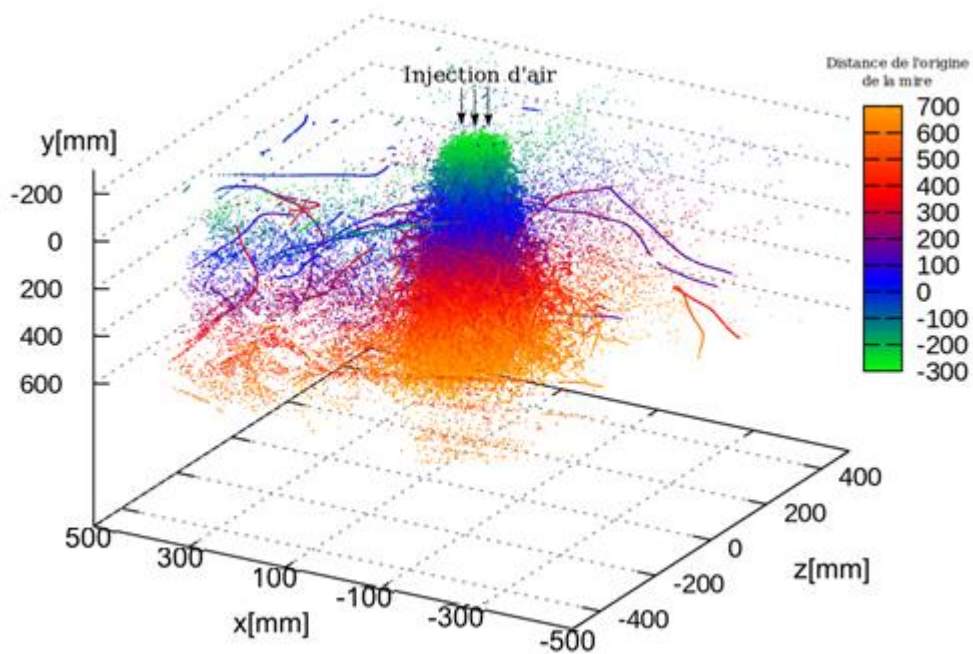


Fig. 18. Ensemble des trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet vertical isotherme.

Le deuxième essai correspond à un jet chaud soufflé par un diffuseur multi-cône, les trajectoires obtenues sont représentées dans la figure Fig. 19. De manière similaire au jet vertical isotherme, un nombre limité de trajectoires est représentées.

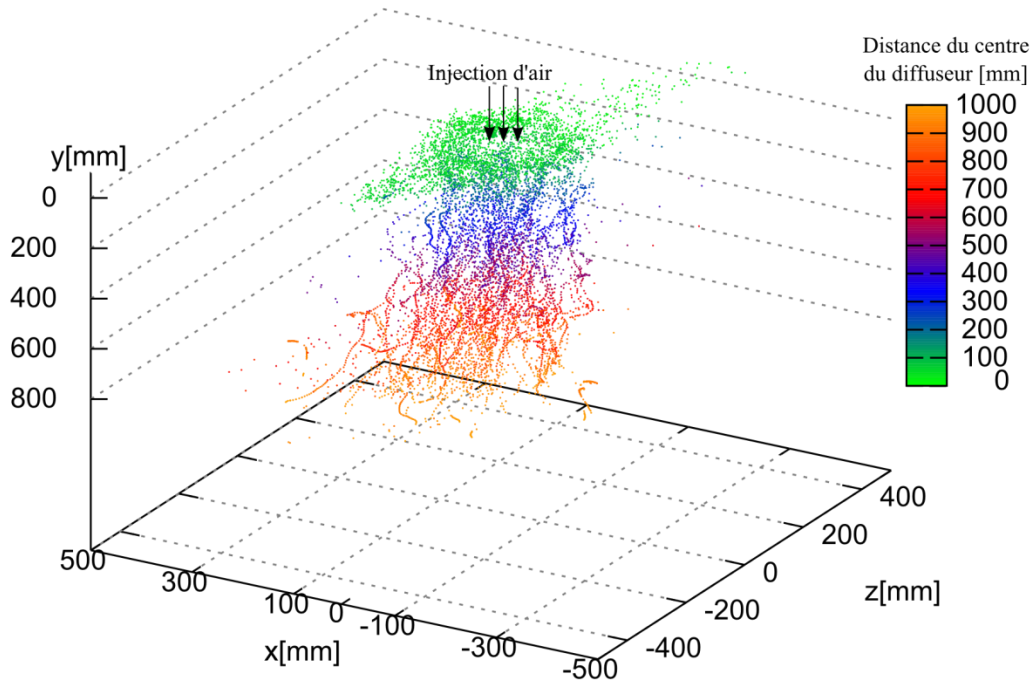


Fig. 19. 1000 Trajectoires 3D traversées par les particules : cas d'un jet Aldes chaud.

La densité élevée obtenue par nos reconstructions nous permet de fournir une meilleure description des flux présents dans le volume notamment dans la région proche de la sortie du diffuseur, les figure Fig. 20 et 21. représentent respectivement les trajectoires 3D obtenues dans les deux cas d'essais à la sortie du diffuseur.

Nous remarquons l'expansion spatiale nettement plus importante dans le cas d'un jet chaud. Les particules poussées par le jet vertical vers le bas dans le cas du jet isotherme forment des segments verticaux assez réguliers et s'éloignent rapidement de la sortie du diffuseur pour se propager dans toute la pièce, le jet généré par les cônes du diffuseur Aldes dans le cas du jet chaud forme plutôt des profils qui viennent se coller au plafond avant de se détacher et se diriger vers le bas.

Nous nous intéressons dans ce qui suit au calcul des vitesses instantanées des particules d'air, ce calcul est réalisé à partir des trajectoires reconstruites.

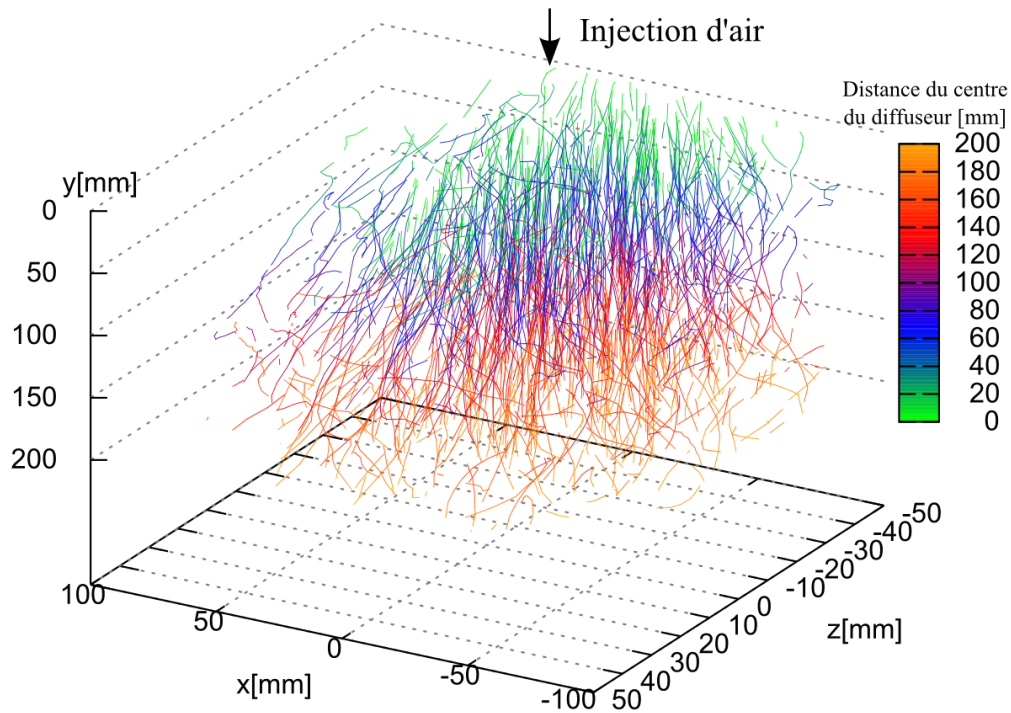


Fig. 20. Reconstruction 3D dans la zone de sortie du diffuseur d'air: cas d'un jet vertical isotherme.

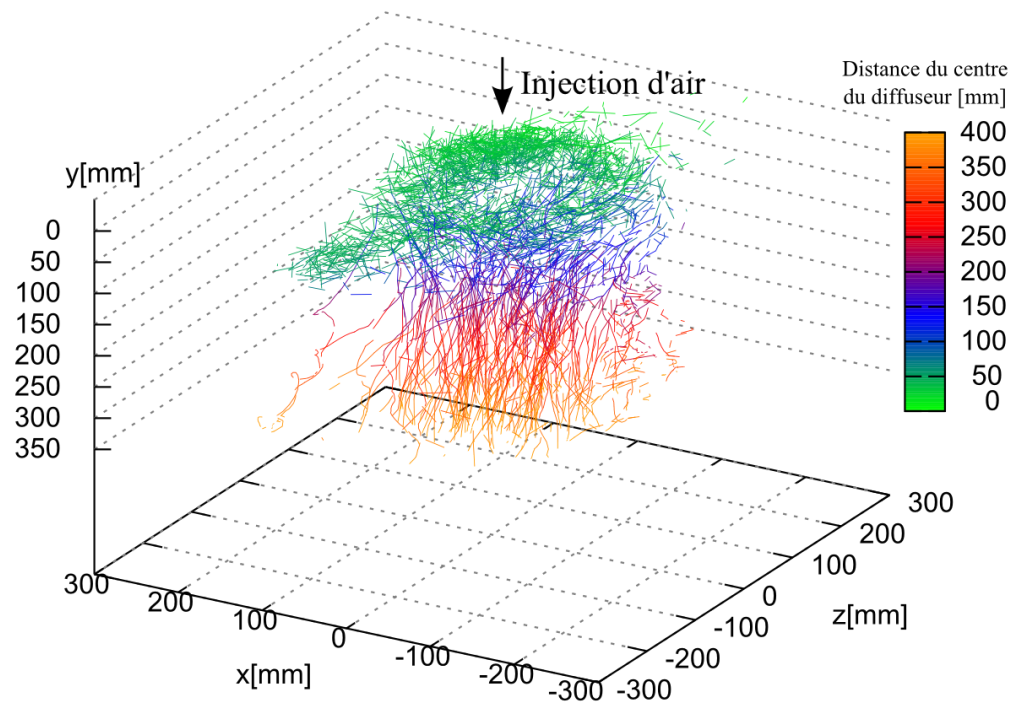


Fig. 21. Reconstruction 3D dans la zone de sortie du diffuseur d'air: cas d'un jet chaud.

IV.1.3. Calcul des champs de vitesse

Cette dernière démarche de validation qui consiste à comparer les résultats de la méthode développée à d'autres méthodes indépendantes est connue sous le terme validation croisée. Notons qu'il ne s'agit pas ici de la technique statistique d'estimation des performances d'un modèle prédictif mais du processus de validation des mesures réalisées par une méthode expérimentale en se référant à d'autres techniques bien établies et préalablement validées.

La technique la plus avancée actuellement pour caractériser le champ de vitesse d'un écoulement moteur est la technique de vélocimétrie par images de particules (PIV). Très utilisée en automobile et en aéronautique, la PIV a fait son entrée très récemment dans le domaine du bâtiment, avec néanmoins une limitation en termes de résolution spatiale. Cela conduit souvent à subdiviser la zone d'intérêt en plusieurs fenêtres que l'on caractérise par déplacements successifs du plan de mesure. Ainsi, l'écoulement global n'est accessible qu'en moyenne et en conditions stationnaires. Nous nous plaçons ainsi dans ces conditions thermiques et dynamiques lors de l'acquisition des données par système PTV.

Par ailleurs, si les méthodes PTV sont axées sur la construction des trajectoires, un passage des mesures Lagrangiennes aux mesures Eulériennes a été jugé indispensable afin de permettre la comparaison de ces mesures aux mesures de référence réalisées par PIV. Afin de pouvoir valider les mesures obtenues par notre système PTV, une méthode de calcul de vitesses basée sur une grille d'interpolation est utilisée. Elle consiste à vitesse moyenne dans chaque cellule de la grille. Cela nécessite une multitude de points et/ou de plans de mesures sous l'hypothèse de conditions thermiques et dynamiques stationnaires.

Afin d'y arriver, nous avons procédé à un découpage du volume 3D observé par les caméras PTV en sous-volumes élémentaires, les positions des particules à l'intérieur de chaque sous-volume ont été identifiées. La comparaison est basée sur les vitesses moyennes correspondant à chaque sous-volume qui ont été calculées en s'appuyant sur deux idées: 1) la distance entre deux positions successives appartenant au même sous-volume a été calculée et divisée par le pas de temps séparant deux prises d'images, 2) la vitesse moyenne d'un sous-volume est calculée à partir de toutes les valeurs de vitesse obtenues pour les particules lui appartenant. La distribution des vitesses fournie par la PIV étant bidimensionnelle et planaire, nous avons limité notre comparaison aux sous-volumes traversés par le plan PIV (Figure Fig. 22.).

Une méthode efficace de découpage de volume 3D consiste à sa décomposition en octree. Nous présenterons dans ce qui suit, la méthode de découpage en octree et son utilisation pour la répartition des points présents dans le volume 3D représentant la pièce Airdiff.

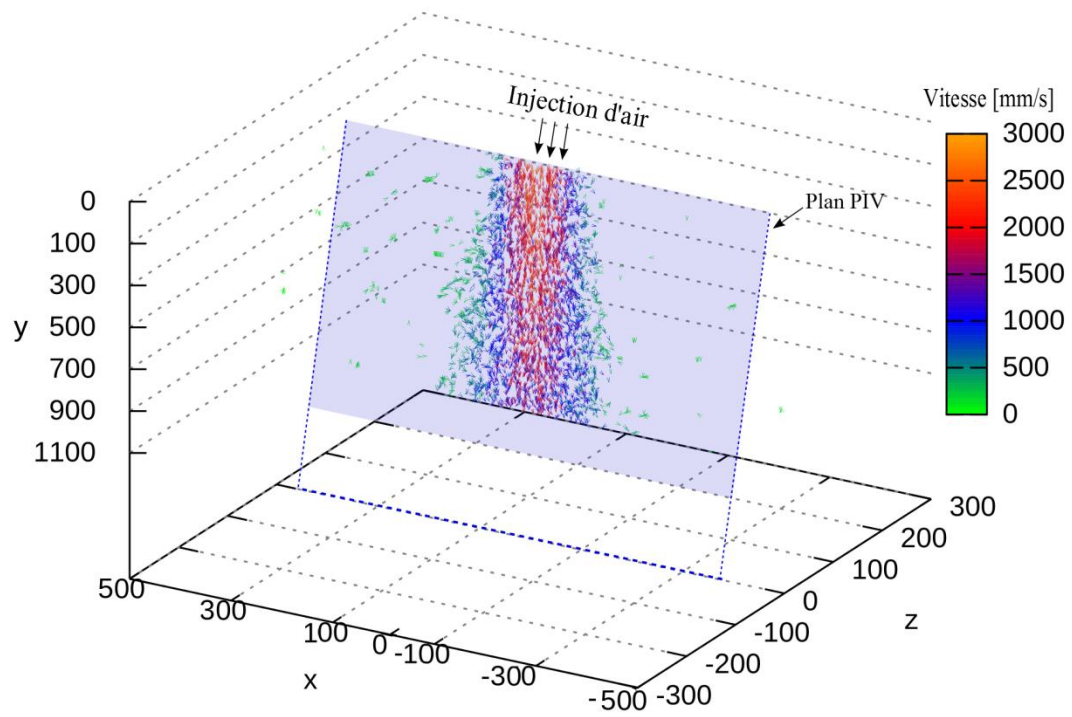


Fig. 22. Intersection du champ de champs de vitesses PTV 3D avec le plan PIV à $Z=0$.

IV.1.3.1 Découpage en octree

Le terme octree est utilisé pour désigner une classe de structures de données hiérarchiques de type arbre, un octree permet en effet d'organiser un volume 3D en $N \times M \times L$ cellules en le subdivisant récursivement. Les volumes résultant sont représentés par des nœuds, chaque nœud possède ainsi huit nouveaux volumes enfants. Les octrees sont une généralisation des quadrees (arbre Q) introduit par (Finkel & Bentley 1974) et qui permettent de subdiviser un rectangle. Les premiers schémas de représentation de volumes 3D par octrees ont été proposés par (Jackins & Tanimoto 1980) et (Meagher 1982). La figure Fig. 23. montre un exemple d'un volume et sa subdivision en octree, les sous-volumes vides (ne contenant aucun point du nuage de points présent dans le volume global) ne sont pas représentés.

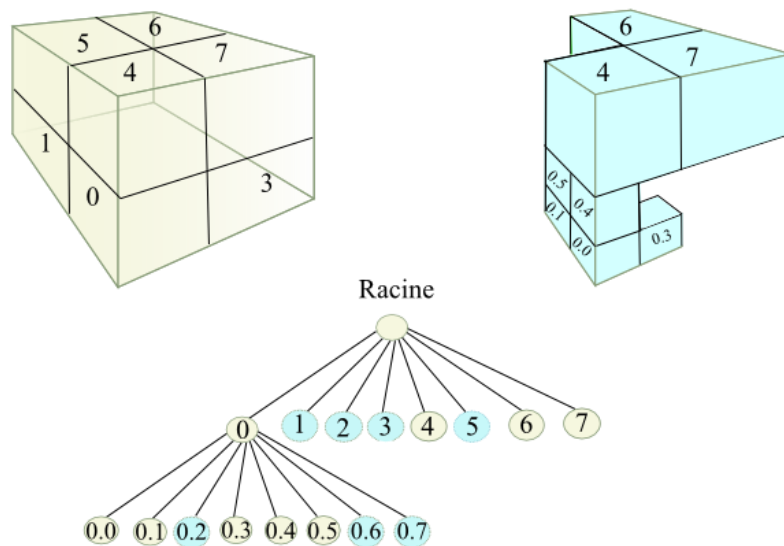


Fig. 23. Décomposition en octree d'un volume contenant un nuage de points.

Une des applications des octrees est la décomposition d'un volume contenant un nuage de points, ceci permet de répartir les points dans des volumes conteneurs. Nous avons utilisé cette subdivision pour répartir les positions 3D des bulles de savons détectées par le système PTV.

La construction d'un octree à partir d'un nuage de points commence par la génération d'un seul nœud global qui contient tous les points. Ce volume est ensuite subdivisé récursivement en huit sous volumes, les points sont alors répartis dans les nouveaux volumes. Un nœud est étiqueté comme étant une feuille s'il le volume correspondant est complètement vide de points, les nœuds non-vide sont subdivisés à leur tour jusqu'à la vérification d'une condition parmi les suivantes :

IV.1. Le nombre de points contenus dans un des volumes est inférieur à un seuil donné.

IV.2. Un des volumes résultant de la subdivision a atteint une taille minimum donnée.

IV.3. La récursivité a atteint le nombre de subdivision maximale.

L'application de ce type de décomposition au nuage de points obtenu par la méthode PTV permet de subdiviser le volume représentant la cellule Airdiff en sous-volumes de tailles égales. Les figures Fig. 24 et 25. montre le résultat de la décomposition dans le cas du jet isotherme présenté précédemment, les particules (points 3D) appartenant au même sous-volume sont représentées avec la même couleur.

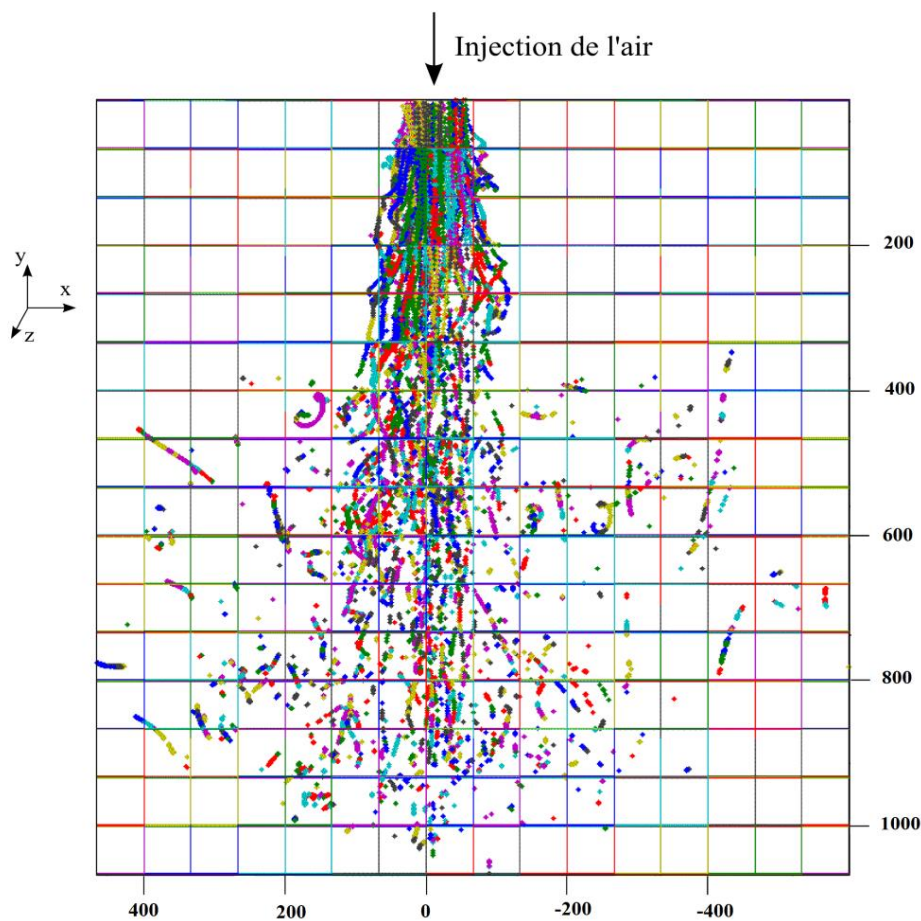


Fig. 24. Décomposition en octree du volume représentant la cellule Airdiff : vue latérale.

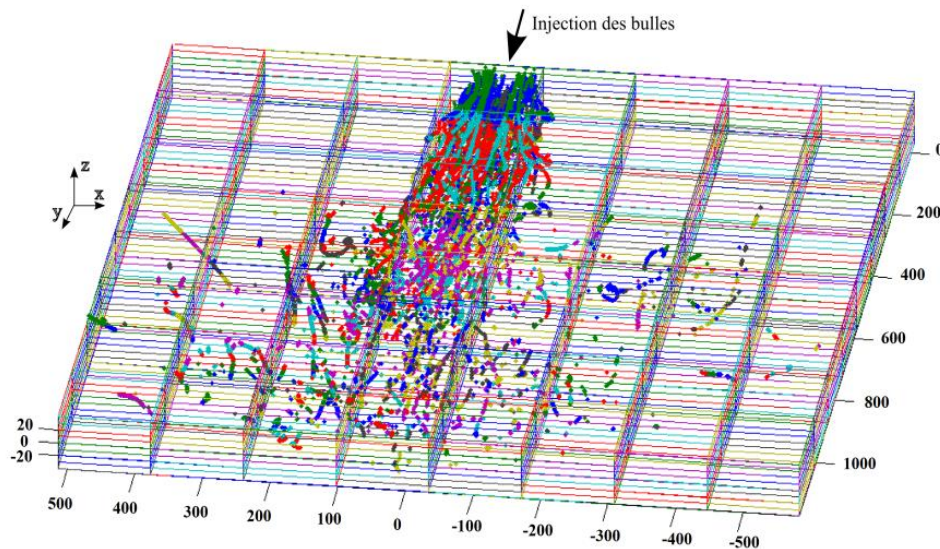


Fig. 25. Décomposition en octree du volume représentant la cellule Airdiff.

IV.1.3.2 Calcul des vitesses

La stratégie de comparaison choisie consiste à calculer la vitesse moyenne sur chaque cellule de la décomposition en octree réalisée sur le volume de départ. Pour cela, il est nécessaire d'avoir suffisamment de bulles passant dans chaque cellule. Les conditions dynamiques et thermiques stationnaires respectées lors de l'acquisition des données nous permettent de prolonger la durée d'enregistrement des images des bulles pendant leur déplacement, nous avons également conservé l'injection en traceurs (bulles de savon) pendant cette durée afin garantir la présence continue d'un ensemencement dans toutes les zones de la cellule, notamment celle se trouvant à la sortie l'unité de diffusion d'air : en effet, les particules injectées à partir de la sortie de l'UTDA finissent par se disperser dans la pièce sous l'effet du soufflage.

La prolongation du temps d'enregistrement tout en conservant l'injection en bulles de savon nous a permis d'augmenter considérablement le nombre de particules passant par chaque cellule de la grille d'octree. L'avantage principal de cette manière de procéder est la réduction du nombre d'ambiguïtés que peuvent engendrer des densités très élevées utilisées pendant une durée d'enregistrement courte. Notons par ailleurs que ceci a été réalisé sous l'hypothèse de conditions dynamiques et thermiques stationnaires, en l'absence de ces conditions, il n'est bien évidemment pas possible d'appliquer cette démarche.

Nous avons procédé à l'acquisition d'images de particules par trois caméras placées dans la cellule Airdiff comme décrit précédemment. Les données ont été traitées en utilisant les approches développées dans le cadre de ce travail, les

trajectoires parcourues par chaque particule sont ainsi obtenues sur toute la durée d'enregistrement, une trajectoire T est représentée par l'ensemble des positions 3D qui la composent : $T = \{P_0, \dots, P_{i-1}, P_i, P_{i+1}, \dots, P_N\}$, N est la longueur de la trajectoire (nombre total de positions mesurées sur la trajectoire). Cette reconstruction spatiale et temporelle nous permet d'extraire pour chaque particule P_i : la position (x_i, y_i, z_i) , l'instant du temps (numéro d'image sur laquelle elle est détectée), le numéro de la trajectoire à laquelle la particule appartient et sa vitesse instantanée (v_x, v_y, v_z) calculée à partir de la distance séparant P_i et P_{i-1} .

Un exemple du calcul de la vitesse instantanée des particules à partir de la reconstruction 3DPTV est donné dans la figure Fig. 26. Le jet correspond au jet isotherme injecté dans la cellule Airdiff à partir de l'UTDA placée au plafond.

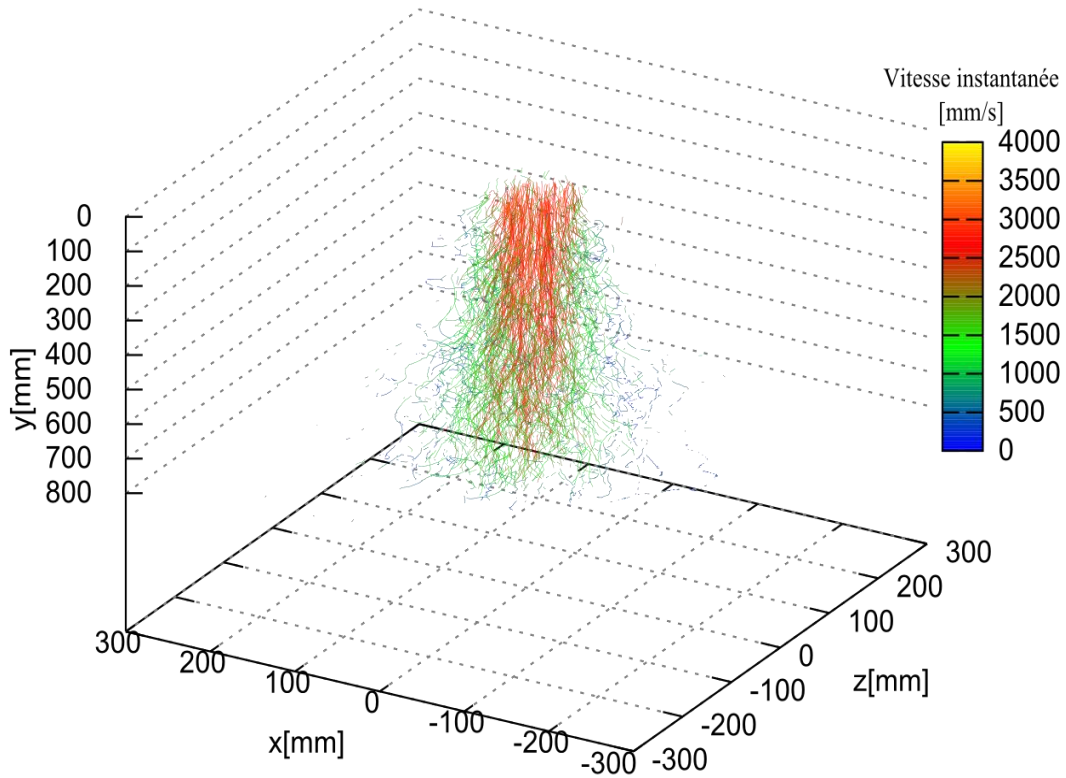


Fig. 26. Vitesses instantanées des particules injectées dans la cellule Airdiff.

La décomposition du volume en octree conserve ces informations (positions et vitesses des particules), une particule est ainsi affectée à une cellule C_r si sa position (x_i, y_i, z_i) appartient au volume 3D définie par cette cellule et sa vitesse instantanée attribuée au point centre de C_i par addition : les vitesses instantanées de toutes les particules appartenant à la même cellule sont cumulées, leur somme est divisée le nombre de particules nb_r participantes. La vitesse moyenne correspondant à une cellule C_r est alors calculée comme suit :

$$V_{Cr} = \frac{1}{nb_r} \sum_{i=1}^{nb_r} \sqrt{(v_{xi}^2 + v_{yi}^2 + v_{zi}^2)} \quad (1)$$

L'utilisation de cette décomposition afin de calculer le champ de vitesses moyen autour d'un plan référence, nous permet de construire une mesure comparable à la mesure obtenue par la méthode PIV dans les deux configurations étudiées. Afin d'y arriver, la vitesse moyenne est calculée par la formule (1) pour toutes les cellules traversées par le plan PIV. Ce dernier correspond dans la cellule Airdiff au plan $Z = 0$ dans le repère défini lors de la calibration des caméras (voir figure Fig. 15).

La figure Fig. 27. représente le champ moyen résultant pour la configuration de jet académique vertical, il a pour dimension 1.3×1.2 m. Le champ moyen correspondant à la configuration jet chaud généré par diffuseur multi-cônes est donné par la figure Fig. 28.

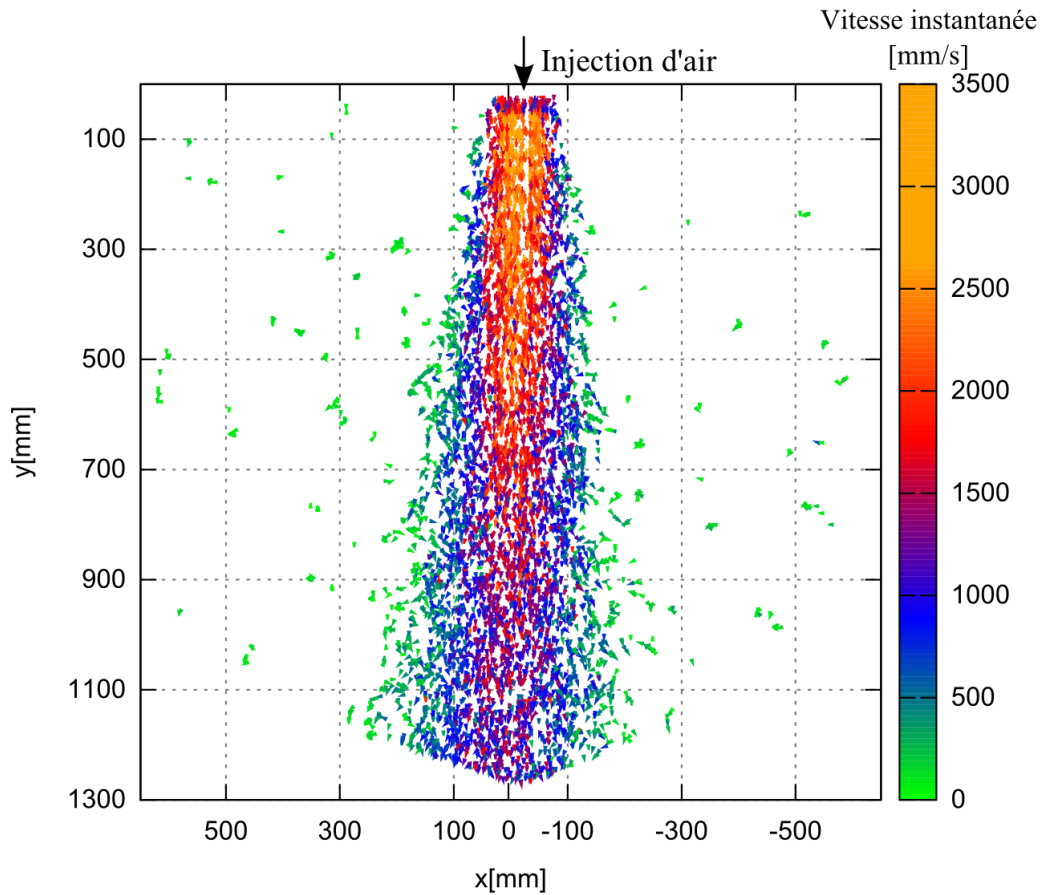


Fig. 27. Champ moyen de la vitesse de l'air à la sortie de l'unité de diffusion d'air : cas jet isotherme vertical.

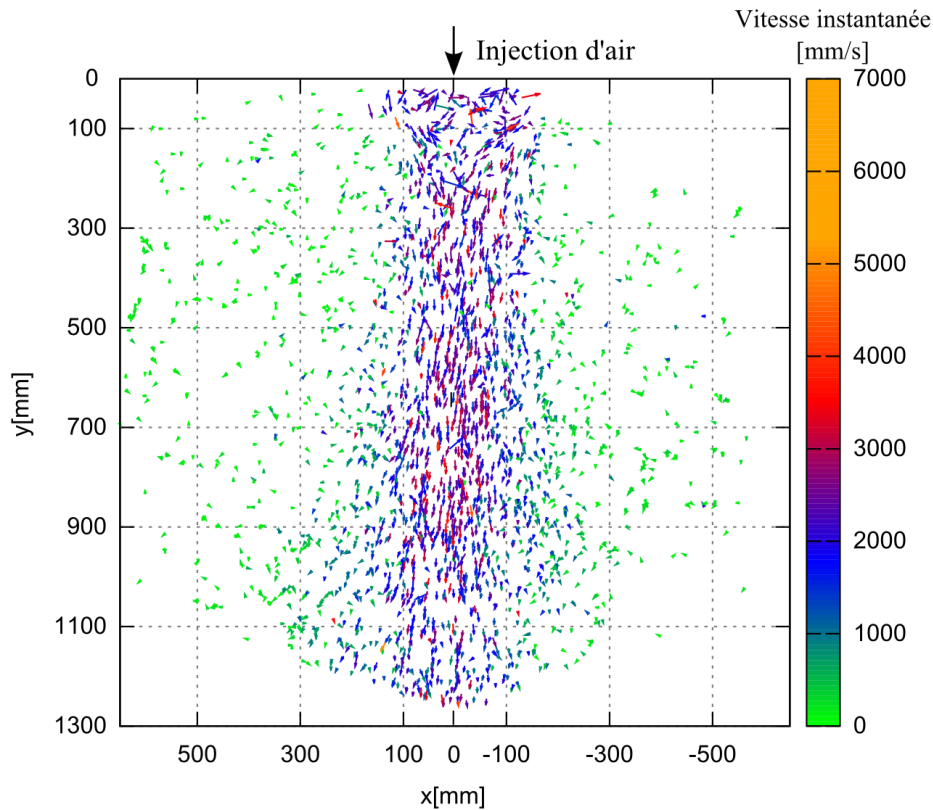
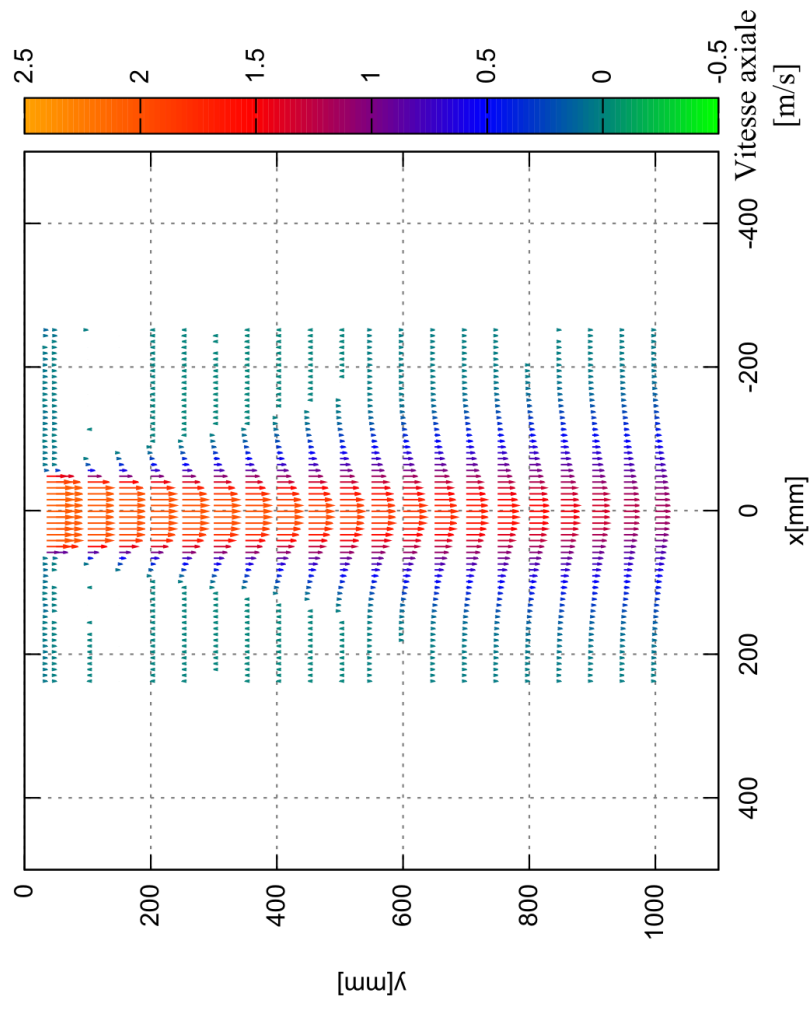


Fig. 28. Champ moyen de la vitesse de l'air à la sortie de l'unité de diffusion d'air : cas jet chaud.

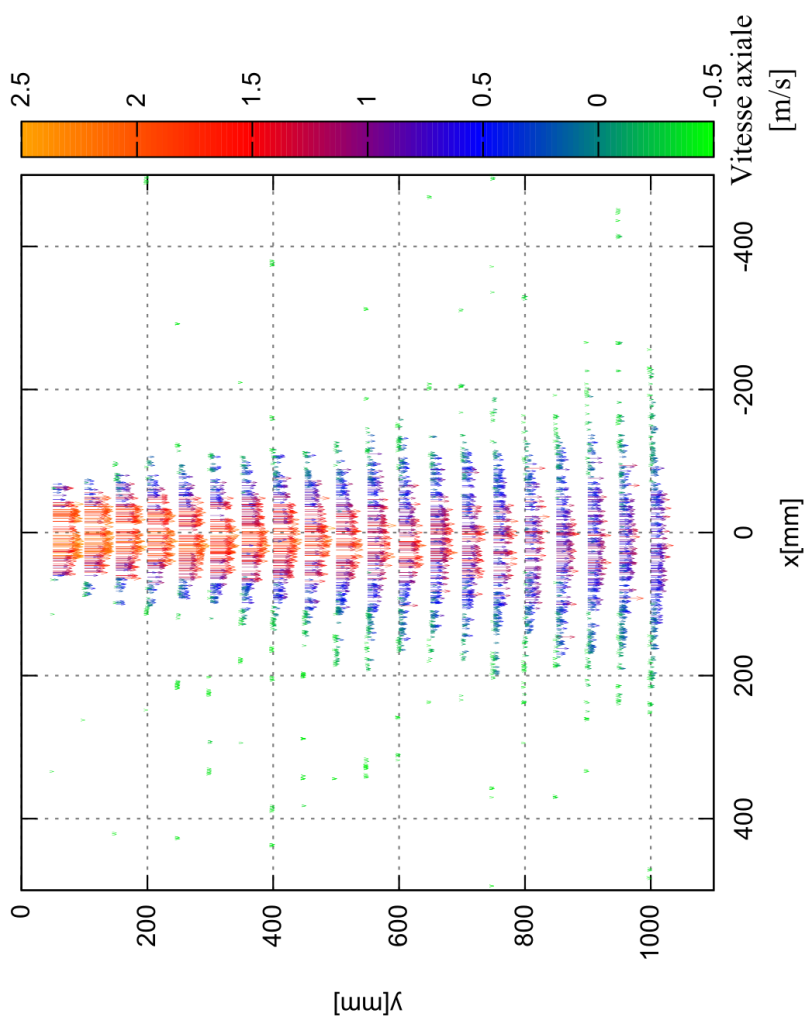
Nous nous référons dans cette étude à la méthode de calcul de la vitesse Eulérienne, à savoir la méthode PIV, cependant, cette dernière ne permet pas de fournir une mesure tridimensionnelle, elle se limite en effet à une vitesse bidimensionnelle, les vecteurs de vitesse obtenus sont alors donnés par deux composantes : (v_x, v_y) . La méthode PTV fournit quant à elle une information supplémentaire qui consiste à la troisième composante du vecteur de la vitesse, à savoir la vitesse axiale v_z . Il est donc plus cohérent de mener l'étude comparative des deux méthodes expérimentales en se basant sur une mesure fournie simultanément par les deux approches. Ainsi, nous nous sommes intéressé à la vitesse axiale v_x , cette mesure est accessible en tout point des cellules de la grille d'octree, une mesure moyenne de la vitesse axiale est obtenue de manière similaire à la vitesse moyenne tridimensionnelle donnée par (1).

Les vitesses calculées par méthode PIV sont données par un champ structuré sous forme d'un profil de vitesse en fonction de la hauteur y (hauteur dans la cellule Airdiff, où $y = 0$ correspond au plafond de la pièce).

Les profils de la vitesse correspondant au jet isotherme sont donnés par la figure Fig. 29 a et b. Les profils correspondent aux hauteurs $y \in [0, 1000]$ de la cellule et correspondent respectivement aux profils de la vitesse obtenus par la méthode PIV et PTV. Les figures Fig.30 a et b correspondent au jet Aldes chaud.



PIV



PTV

Fig. 29. Profils de la vitesse axiale : cas jet académique vertical.

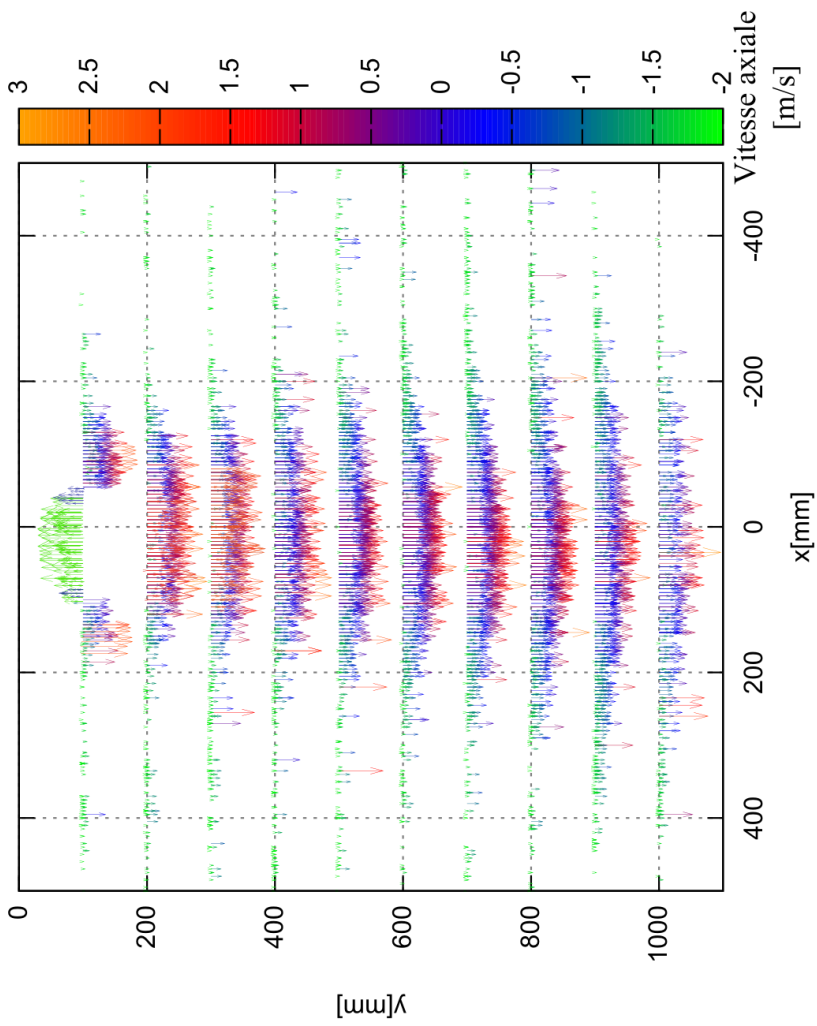
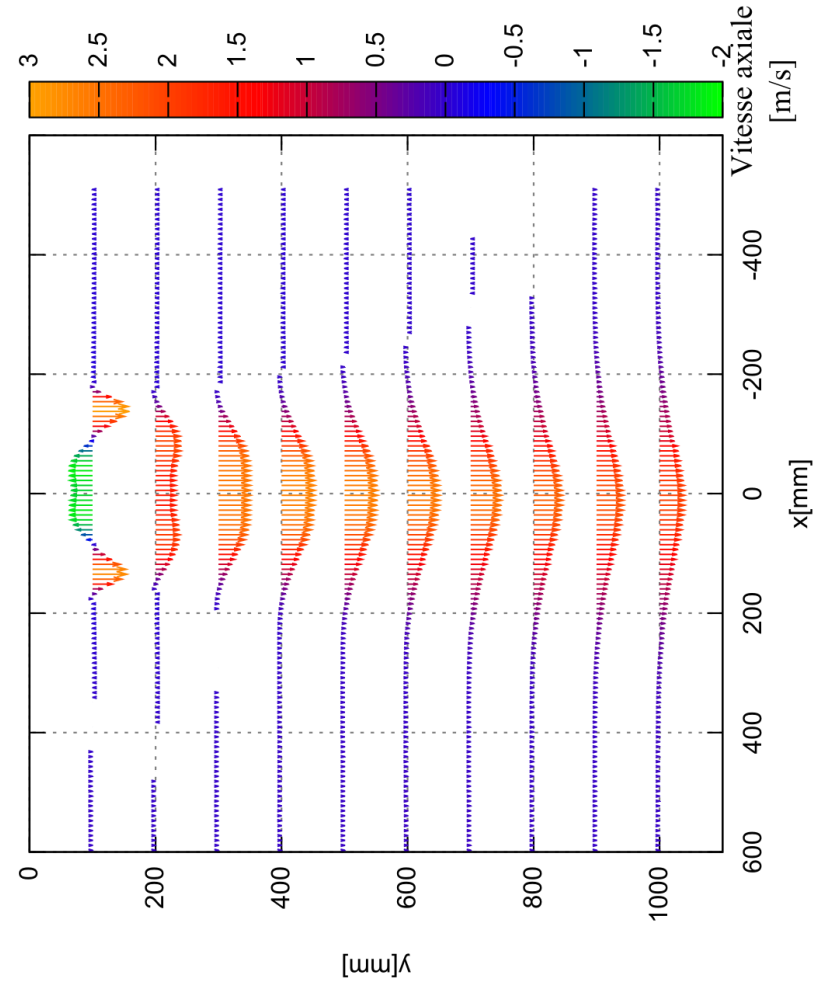


Fig. 30. Profils de la vitesse de l'air: cas jet aldes chaud.

Les profils de la vitesse obtenus par les deux méthodes expérimentales : PIV et PTV, s'accordent parfaitement pour les deux cas de jets. Les valeurs de la vitesse axiale sont cependant plus faibles en général dans le cas du jet chaud généré par le diffuseur d'air Aldes multi-cônes. Ceci est dû à la méthode basée sur le calcul des moyennes afin de d'extraire la valeur de la vitesse sur une cellule de la grille. Ce phénomène est d'autant plus remarquable dans le cas du jet chaud à cause de la difficulté d'obtenir une phase stationnaire du flux observé, notamment à la sortie du diffuseur.

Nous nous intéressons dans ce qui suit à la caractérisation des écoulements générés par le circuit de distribution d'air dans les deux cas étudiés. L'utilisation de mesures caractéristiques telles que l'épaisseur dynamique (expansion dynamique) et la décroissance de la vitesse (vitesses maximales sur chaque profil de la vitesse), permet de comparer les performances de la méthode PTV aux mesures obtenues par la méthode PIV.

IV.1.3.3 Epaisseur dynamique et décroissance de la vitesse axiale

L'épaisseur dynamique $X_{0.5}$ utilisée comme longueur caractéristique d'adimensionnement des profils de la vitesse moyenne (figures Fig. 29 et 30), et définie comme la position X pour laquelle la vitesse axiale w est égale à la moitié de la vitesse maximale w_c est une fonction linéaire de la distance axiale Y dans la région pleinement établie du jet. L'épaisseur dynamique d'un jet est donnée par:

$$\frac{X_{0.5}}{D} = C \left(\frac{Y}{D} + b \right) \quad (2)$$

Avec b l'origine fictive et C le coefficient de proportionnalité qui dépend du profil du soufflage et l'intensité de turbulence à l'injection, ainsi que du nombre de Reynolds initial. D est la dimension caractéristique du jet (son diamètre de soufflage pour un jet circulaire), D est égale à 0.1 m pour les deux jet étudiés.

La valeur de la constante C est donnée par (Abramovich et al. 1984) comme suit :

$$C = 0.04 \frac{W_{0m}}{W_{0moy}} + 0.026 \quad (3)$$

Où W_{0m} est la vitesse maximale de soufflage (W_{0m} est égale à 2.13 m/s pour les deux configurations étudiées), W_{0moy} est la vitesse moyenne au soufflage. En ce qui concerne nos jets, le coefficient C est de 0.094. La figure Fig. 31. montre l'expansion dynamique des jets $\frac{X_{0.5}}{D}$ calculée à partir des profils de la vitesse obtenus par méthode PIV, les données sont comparées à la littérature.

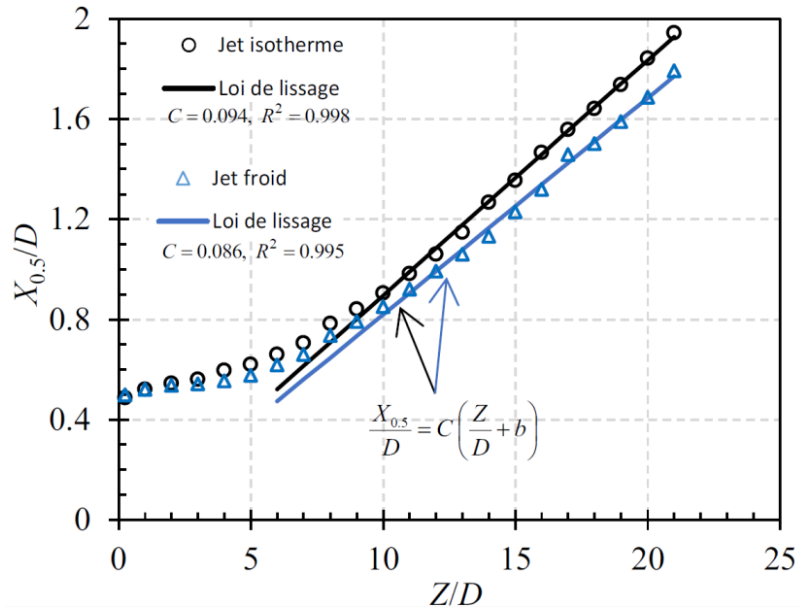


Fig. 31. Expansion Dynamique des jets et lois de lissage.

Afin de valider l'approche développée, nous calculons l'épaisseur dynamique des jets reconstruits par la méthode PTV et comparons cette mesure aux résultats obtenus par la méthode préalablement validée, à savoir la méthode PIV. Les figures Fig. 32 et 33. montre la similitude entre les deux mesures obtenues par les deux méthode différentes.

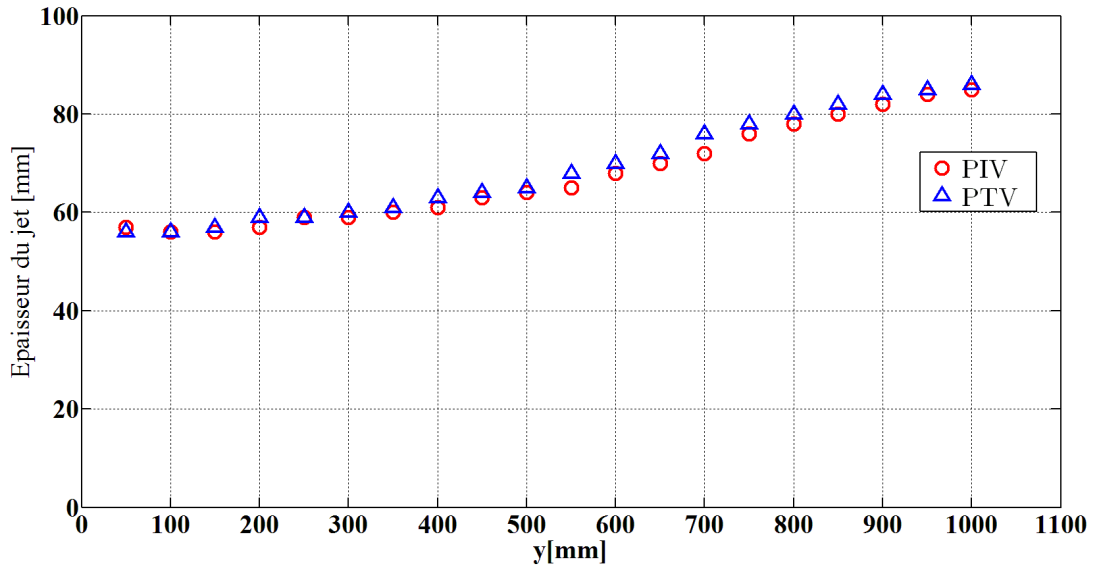


Fig. 32. Epaisseur dynamique du jet : cas jet isotherme vertical.

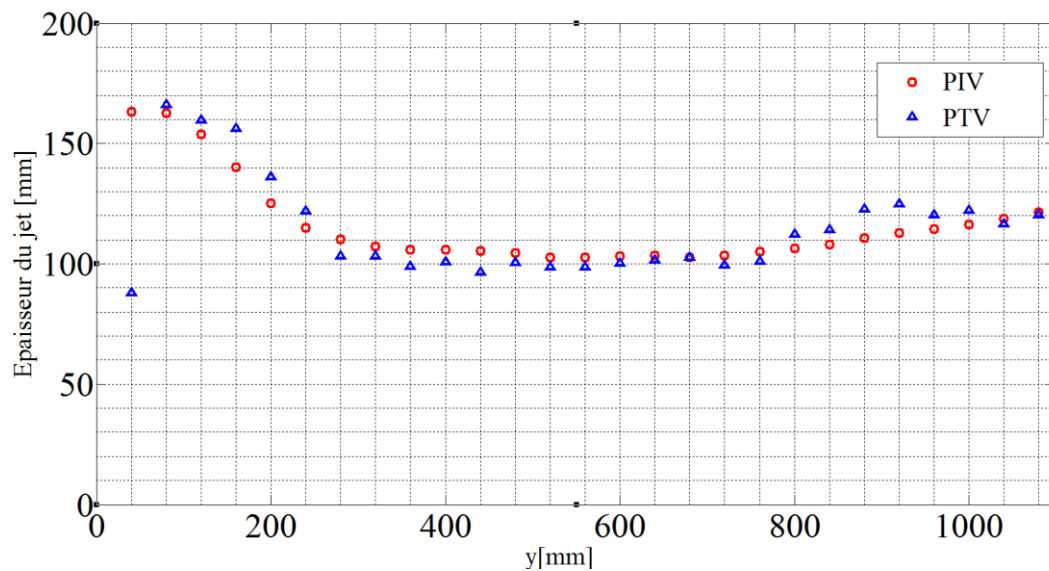


Fig. 33. Epaisseur dynamique du jet : cas jet chaud Aldes.

Il est à noter que l'expansion dynamique beaucoup plus importante dans le cas du jet chaud Aldes, en effet, dans le cas du jet isotherme vertical les forces de poussée et d'inertie agissent dans le même sens (de haut en bas). Ainsi, les forces de poussée tendent à réduire l'expansion dynamique du jet par rapport au cas du jet chaud Aldes.

Nous avons comparé également les vitesses maximales sur chaque profil de la vitesse, les figures Fig. 34 et Fig. 35. représente respectivement les deux mesures PIV/PTV obtenues pour les deux types de jet étudiés.

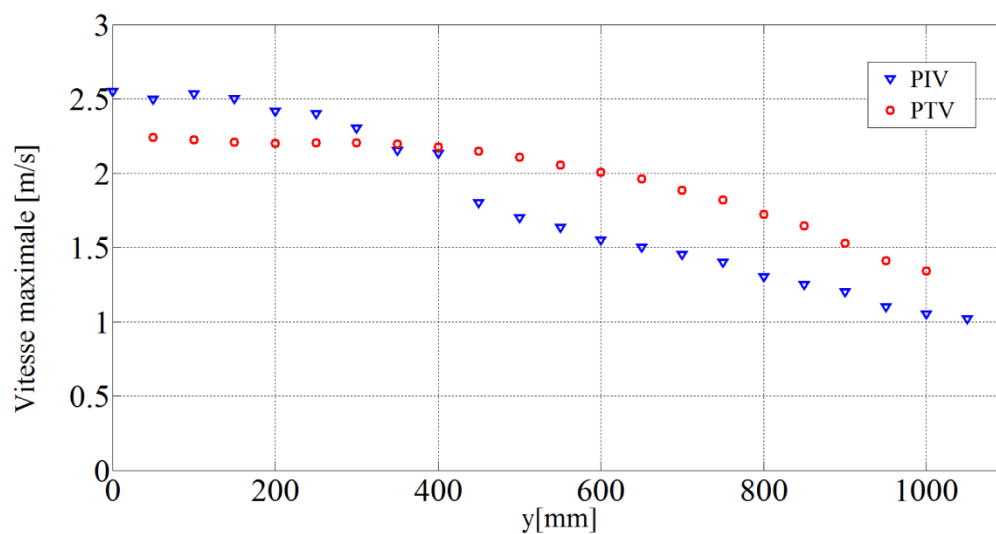


Fig. 34. Décroissance de la vitesse axiale: cas jet académique vertical isotherme.

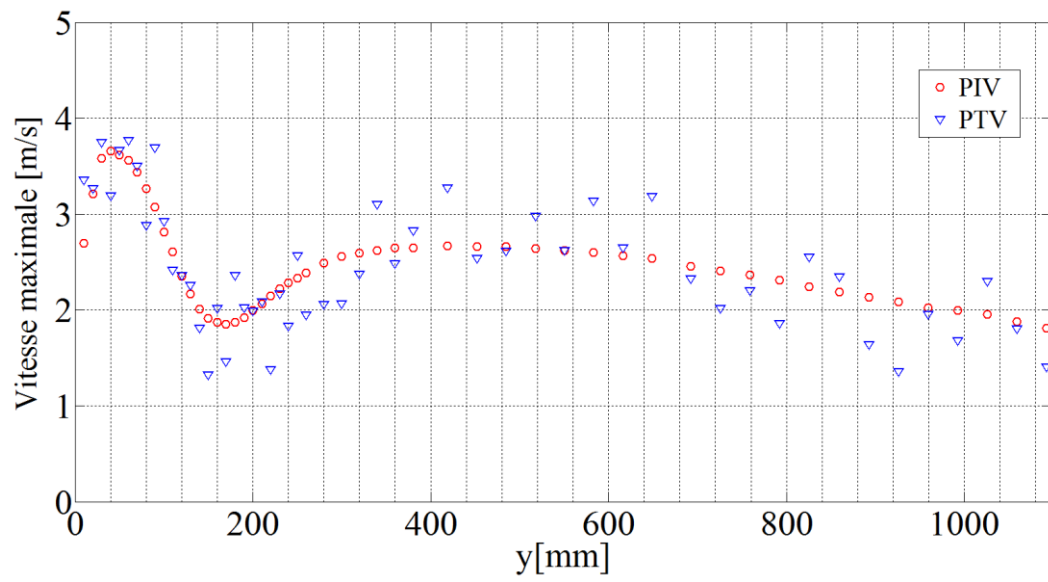


Fig. 35. Décroissance de la vitesse axiale: cas jet Aldes chaud.

IV.4. Extension au cas de 6 caméras et plus

Le but de cette étape est de mettre en place un algorithme permettant de relier les trajectoires de bulles provenant de deux systèmes juxtaposés. Les deux systèmes sont composés de 3 caméras chacun (Exemple figure Fig. 36). Ainsi, nous disposons au départ de deux ensembles de trajectoires E1 et E2. Le but est de définir pour chaque trajectoire T_i de E1, la trajectoire T_i' de E2 correspondante.

Afin d'y arriver, nous comparons la dernière position de la bulle B_i (dont la trajectoire est T_i) à la première position dans les trajectoires de l'ensemble E2. La trajectoire T_i' retenue doit vérifier :

- La dernière position 3D de la bulle B_i est égale à la première position 3D d'une trajectoire de l'ensemble E2 : dans ce cas, une zone de recouvrement entre les deux systèmes de caméras est indispensable.

- Est similaire à la trajectoire T_1 : l'algorithme de suivi temporel est capable poursuivre la prédiction en considérant le dernier instant de la trajectoire T_i et le premier instant de T_i' comme étant deux instants successifs.

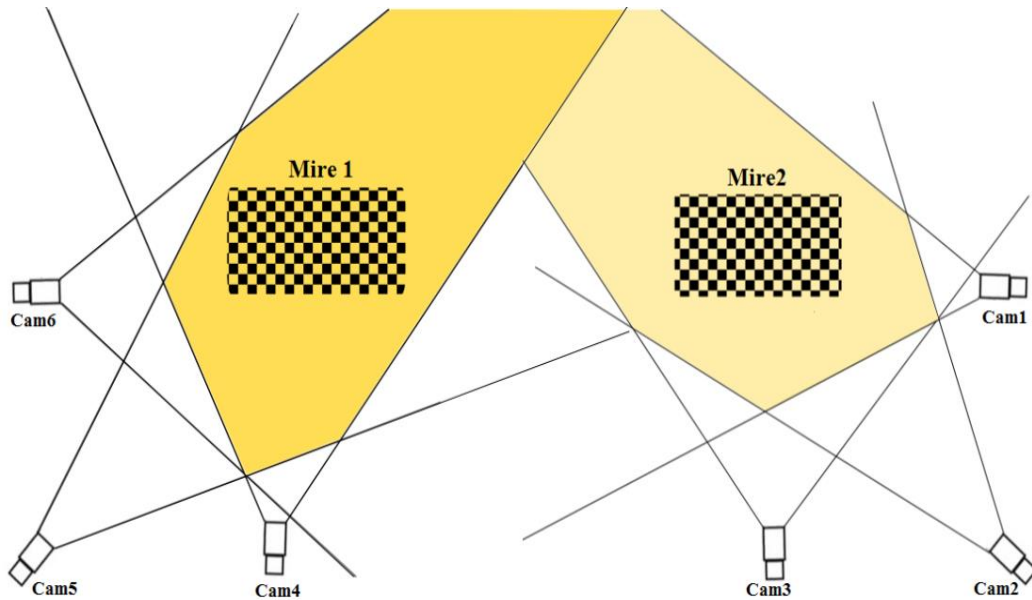


Fig. 36. Schéma représentant la configuration du système à 6 caméras.



Fig. 37. Exemple d'un système à 6 caméras : premier système à 3 caméras en haut et le deuxième en bas.

Les deux systèmes de caméras possèdent chacun un repère 3D indépendant défini à l'étape de la calibration externe des trois caméras le composant. Afin de pouvoir comparer deux positions 3D exprimées chacune dans un repère différent, nous avons besoin de trouver une relation reliant les deux systèmes et permettant de passer d'un repère à l'autre.

L'idée est de choisir une configuration générale du système qui vérifie les points suivants :

- Les deux systèmes doivent couvrir deux espaces 3D juxtaposés (avec ou sans zone de recouvrement)
- Au moins une des trois caméras du deuxième système doit pouvoir détecter la mire de calibration du premier système : Ainsi nous serons en mesure de passer d'un repère à l'autre grâce à cette caméra.

Soit un système de six caméras : les caméras 1, 2 et 3 forment le premier système PTV1, les caméras 4, 5 et 6 forment le deuxième système PTV2.

Supposons que la caméra numéro 6 est la caméra du système 2 qui peut voir la mire du système 1 (Tous les coins de la mire 1 sont visible et détectable par la caméra 6). Ainsi, nous définissons : $R_6^{(1)}$, $T_6^{(1)}$ comme étant les matrices de passage du repère 3D du système PTV1 au repère de la caméra 6. $R_6^{(2)}$, $T_6^{(2)}$ sont les matrices de passage du repère 3D du système PTV1 au repère de la caméra 6 (voir figure Fig. 38).

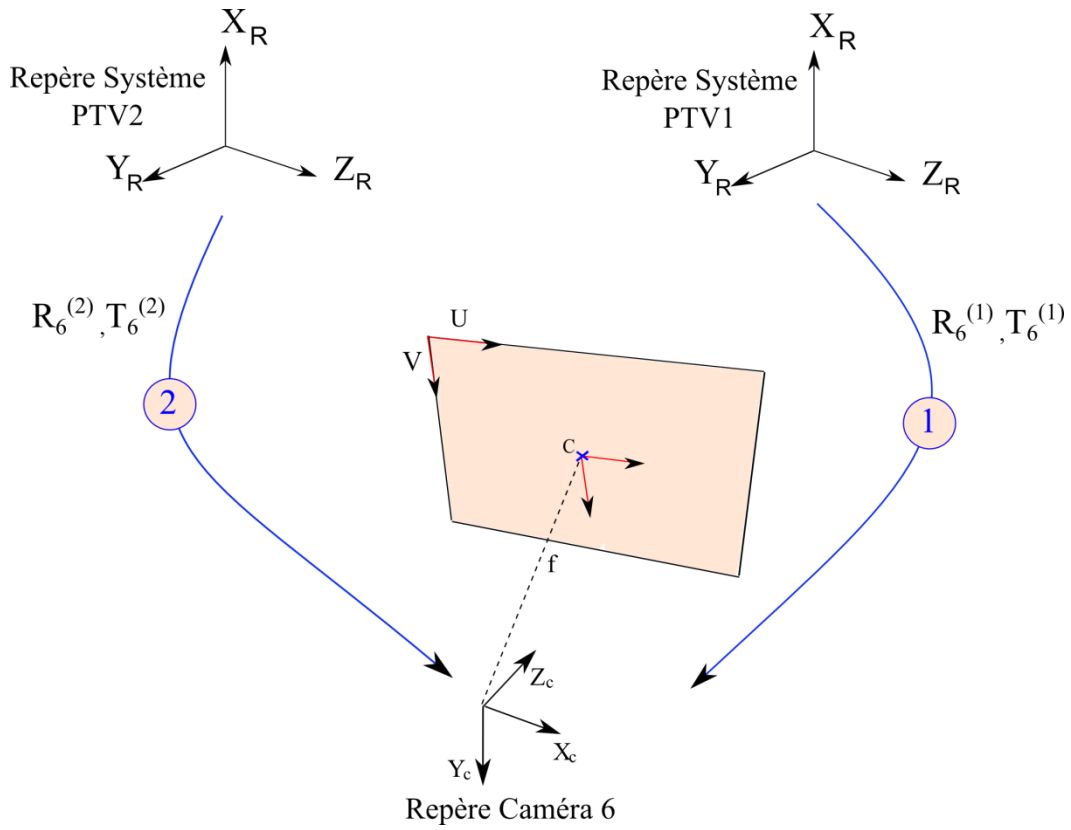


Fig. 38. Exemple d'un système à 6 caméras : premier système à 3 caméras en haut et le deuxième en bas.

Etant donné les coordonnées $XX^{(1)}$ dans le repère PTV1 et $XX^{(2)}$ dans le repère PTV2 d'un point P, les coordonnées XX_6 dans le repère de la caméra 6 sont données par:

$$\begin{cases} XX_6 = R_6^{(1)} XX^{(1)} + T_6^{(1)} \\ XX_6 = R_6^{(2)} XX^{(2)} + T_6^{(2)} \end{cases} \quad (3)$$

Et donc :

$$R_6^{(1)} XX^{(1)} + T_6^{(1)} = R_6^{(2)} XX^{(2)} + T_6^{(2)} \quad (4)$$

$XX^{(2)}$ est donc calculé comme suit :

$$XX^{(2)} = R_6^{(2)-1} (R_6^{(1)} XX^{(1)} + T_6^{(1)} - T_6^{(2)}) \quad (5)$$

Les coordonnées $XX^{(1)}$ (coordonnées d'un point P de l'espace couvert par le premier système de caméras) et $XX^{(2)}$ (coordonnées du même point P dans le repère du deuxième système de caméras) peuvent être calculées par la

reconstruction 3D (à condition que ce point soit vu par les deux systèmes de caméras (vu par les 6 caméras)).

Ainsi, en utilisant l'équation (5), il est possible de transformer les points détectés par le premier système de caméras dans le repère du deuxième système grâce à la caméra 6 positionnée de sorte à voir les deux mires de calibration.

Conclusion

Afin de s'adapter aux variations des paramètres sur les images des particules (éclairage, réflexion etc.), l'algorithme de détection des bulles doit fournir :

- Une fiabilité et une robustesse face au bruit.
- Une grande précision dans le positionnement des particules afin de permettre une reconstruction fiable du champ observé par le système PTV.
- Une extensibilité de la méthode afin de permettre la détection des particules de tailles quelconques.

Deux types de méthodes d'extraction de particules ont été étudiés ici, les détecteurs de blobs par analyse multi-échelle des images ont montré une grande robustesse, ces algorithmes ont adapté à l'analyse des images de bulles de savon remplies à l'hélium et intégrés au système PTV développé.

Un algorithme basé sur un filtre prédictif de Kalman a été développé et appliqué aux données expérimentales afin de reconstruire les trajectoires 3D traversées par les bulles de savon. Si la méthode est axée sur la construction des trajectoires, un passage des mesures Lagrangiennes aux mesures Eulériennes a été jugé indispensable afin de permettre la comparaison de ces mesures aux mesures de référence réalisées par PIV. Pour cela, nous avons procédé à un découpage du volume observé en sous-volumes élémentaires. La comparaison est basée sur les vitesses moyennes correspondant à chaque sous-volume.

Les expérimentations ont été menées dans une cellule test thermiquement gardée échelle 1 au laboratoire LaSIE (Université de La Rochelle). Deux jets académiques issus d'orifices circulaires et multi-cônes et générés par le circuit de distribution d'air de la cellule ont été étudiés dans la deuxième partie du chapitre. L'étude comparative menée a finalement permis de valider les mesures obtenues par la méthode PTV sur les deux essais, les résultats présentent en effet un bon accord avec les données de la méthode PIV préalablement validée par la littérature.

Cette étude prouve la capacité de cette méthode expérimentale (3D PTV) à caractériser un écoulement issu d'un diffuseur dans une pièce de bâtiment de taille réelle.

Une approche expérimentale a été proposée dans ce chapitre afin de permettre la mise en place d'un système composé de plusieurs sous-systèmes PTV.

Bibliographie

- Abramovich, G.N. et al., 1984. The theory of turbulent jets. *Moscow Izdatel Nauka*.
- AFNOR, 2006. NF EN ISO 7730 - Ergonomie des ambiances thermiques.
- AFNOR, 1998. NF X35-102 Décembre 1998. Conception ergonomique des espaces de travail en bureaux. , pp.1–4.
- Finkel, R.A. & Bentley, J.L., 1974. Quad trees a data structure for retrieval on composite keys. *Acta Informatica*, 4(1), pp.1–9. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/BF00288933>.
- Jackins, C.L. & Tanimoto, S.L., 1980. Oct-trees and their use in representing three-dimensional objects. *Computer Graphics and Image Processing*, 14(3), pp.249–270.
- Meagher, D., 1982. Geometric modeling using octree encoding. *Computer graphics and image processing*, 19(2), pp.129–147.
- Okamoto, K. et al., 2000. Evaluation of the 3D-PIV standard images (PIV-STD project). *Journal of Visualization*, 3(2), pp.115–123. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/BF03182404>.
- Shi, J. & Tomasi, C., 1994. Good Features to Track. In *1994 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'94)*. pp. 593–600.
- Wesleyan University, 2000. Wesleyan 4 Camera Data for comparison of Particle Tracking Software. Available at: http://gvoth.web.wesleyan.edu/PTV/Wes_data.htm.

Conclusion générale

Un système de suivi Lagrangien des particules d'air a été conçu, développé et validé afin de réaliser un suivi tridimensionnel des flux d'air présents dans une pièce de bâtiment. La configuration expérimentale mise en place est décrite dans ce manuscrit ainsi que tout le dispositif utilisé afin de générer les traceurs et réaliser l'acquisition de leurs images. Les algorithmes développés permettent la réalisation de l'étape de l'analyse des images des particules, à savoir, la détection des particules, la mise en correspondance, la reconstruction 3D et le suivi temporel des particules. Ces algorithmes ont été mis en place en utilisant la bibliothèque open source (OpenCV).

La méthode multi-échelle proposée dans le cadre de ce travail permet d'analyser les images provenant des différentes caméras du système de suivi PTV et de détecter les bulles de savon présentes sur ces images, les positions 2D de ces traceurs sont déterminées avec exactitude grâce à l'extraction des formes en blob réalisée à des niveaux d'échelle différents. Cette démarche multi-échelle permet de parcourir l'espace en faisant varier le niveau auquel l'opérateur de détection est appliqué. L'étude comparative menée montre l'efficacité de cette approche par rapport aux méthodes à échelle fixe. L'étude a permis également de définir l'opérateur de détection le plus adapté à l'analyse des images des bulles de savon, étant donné que les opérateurs multi-échelle ne fournissent pas tous les mêmes résultats.

La reconstruction 3D des positions des particules détectées sur les images est réalisée grâce aux approches de la géométrie épipolaire (Maas 1992). Cette théorie permet de définir les contraintes géométriques reliant les positions 2D provenant de plusieurs points d'observation (plusieurs caméras dans notre cas d'études). Nous avons utilisé ces contraintes afin d'établir les correspondances entre les bulles détectées, aucune autre caractéristique n'étant utilisable vu l'aspect similaire, voire identique, des bulles de savon. La mise en correspondance des particules présente une étape indispensable pour le calcul des positions 3D de ces dernières, afin d'y arriver, nous avons appliqué une méthode dite de la triangulation. Cette méthode consiste à résoudre le système d'équations représentant la relation entre chaque position 3D et ses projections (positions 2D) sur les différentes images des caméras.

Conclusion générale

La dernière étape du suivi Lagrangien des particules est le suivi temporel, cette étape permet de relier les positions traversées par une particule entre elles. Le suivi temporel représente ainsi l'étape de la reconstruction des trajectoires définies par le déplacement des particules dans le volume observé. Nous avons développé une méthode basée sur le filtre de Kalman pour la prédiction de la position future d'une particule à partir de ces positions antérieures. Cependant, l'absence de connaissance préalable du comportement initial des flux d'air rend difficile l'étape d'initialisation du processus de suivi. Afin d'y remédier, nous avons fait appel aux approches de la logique floue, une sphère d'incertitude est définie pour chaque position 3D et trois fonctions d'appartenance y sont décrites permettant ainsi de générer trois prédictions différentes. Une étape de *défuzzification* permet en effet de récupérer la prédiction finale. Le processus a été étendu à toutes les étapes du suivi, toutes les prédictions sont alors réalisées sur la base d'un calcul flou. Ce calcul a permis de concevoir un moyen robuste et fiable de suivi temporel des bulles de savon à partir de leurs positions 3D, l'introduction du raisonnement flou a réduit l'effet du bruit dû aux erreurs de la reconstruction 3D (incertitudes dans la détection des particules et la calibration des caméras), ceci a permis finalement de fournir des trajectoires de longueur plus importantes.

La vitesse des bulles de savon a été calculée à chaque instant du temps et tout au long des trajectoires traversées, cette mesure Lagrangienne a été utilisée afin de valider la méthode développée. Afin d'y arriver, Une grille décomposant le volume 3D a été définie en se basant sur une structure en octree, les vitesses calculées ont été attribuées aux cellules selon leurs positions 3D (appartenance à la cellule). Un champ moyen de vitesse est ainsi obtenu sur tout le volume observé, nous nous sommes cependant intéressés qu'aux cellules traversées par le plan de la méthode 2D PIV. Cette approche est, à nos jours, la plus utilisée afin de caractériser les flux d'air en calculant un champ de vitesse moyen à partir de deux images successives et séparées par un intervalle du temps très réduit. Un ensemble de mesures caractéristiques telles que les profils de la vitesse, épaisseur du jet et vitesses maximales ont été déduits à partir des deux méthodes et comparées dans deux cas d'études différents (jet vertical isotherme et un jet chaud généré par un diffuseur multi-cônes), les expérimentations ont été menées dans une cellule teste échelle 1 au laboratoire Lasie (Université de La Rochelle). L'étude comparative a permis de valider la méthode de suivi Lagrangien 3D développées dans le cadre de ce travail, elle montre également que l'approche est applicable à l'étude de flux d'air présents dans une pièce de bâtiment de taille réelle.

Conclusion générale

Une approche expérimentale a été proposée dans ce chapitre afin de permettre la mise en place d'un système composé de plusieurs sous-systèmes PTV. Nous avons mis en place une première implémentation concernant deux systèmes composés chacun de trois caméras, la démarche permet d'étendre spatialement le suivi des particules par la juxtaposition des sous-volumes observés par les différents systèmes.

Limitations et perspectives

1. Une implémentation parallèle du système de suivi des particules d'air peut être réalisée, elle permettrait de concevoir un système de suivi en temps réel.
2. En plus de la vitesse, d'autres propriétés Lagrangienne du flux d'air peut être étudiées, telles que l'accélération et le gradient de pression statique.
3. Les expérimentations menées dans le cadre de ce travail ont concerné l'étude de flux stationnaires, Une extension du système développé à l'étude de flux non-stationnaires devrait être réalisée. Les champs de la vitesse calculés dans ce travail sont issus d'un calcul des valeurs moyennes de la vitesse Lagrangienne instantanées. Une solution serait d'augmenter considérablement la densité des particules d'une part et diminuer le nombre de frames utilisés pour le calcul des vitesses moyennes d'autre part.
4. Les systèmes d'éclairage des bulles de savon remplies à l'hélium jouent un rôle crucial dans la visibilité des particules, il est alors indispensable de mener une étude permettant d'évaluer l'influence de l'orientation des sources d'éclairage par rapport aux plans images des caméras.
5. La vitesse calculée à partir des trajectoires 3D est en général affectée par les erreurs et incertitudes dans le calcul des positions 3D, ainsi une approche de lissage des trajectoires en se basant sur des approximations polynomiales ou encore des courbes telles que splines cubiques, serait à prévoir.

Maas, H.-G., 1992. Complexity analysis for the establishment of image correspondences of dense spatial target fields. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 29, pp.102–107.

Glossaire

CVC : systèmes de chauffage, ventilation et climatisation.

CFD : Computational Fluids Mechanics.

HWA : Hot-wire anemometers.

LDA : Laser Doppler anemometer.

PST : Particle Streak Tracking.

DDPIV : Defocusing Digital PIV.

3D PTV : 3 Dimensional Particle Tracking Velocity.

LPT : Lagrangian Particle Tracking.

PIV : Particle Image Velocity.

HFSB : Helium Filled Soap Bubbles.

Fps : Frames per second.

Ips : Image par seconde.

LoG : Laplacian of the Gaussian.

LOG ME : Laplacian of the Gaussian Multi-échelle.

UTDA : unité terminale de diffusion de l'air.

SGE : simulation des grandes échelles.

LES : Large-Eddy Simulation.

FPGA : Field-Programmable Gate Arrays.

CCD : Charge Coupled Device.

Annexe

Logique floue

La logique floue est une des techniques de l'Intelligence Artificielle (IA) permettant de formaliser simplement et intuitivement le fonctionnement des systèmes complexes. Son développement a été motivé par les limitations de la logique classique à représenter les incertitudes du monde réel et par le constat qu'une description trop précise des connaissances est souvent inutile, voire pénalisante.

Un sous-ensemble flou A est défini sur un ensemble U par une fonction d'appartenance f_A sur U à valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. U est appelé univers de discours.

Exemple :

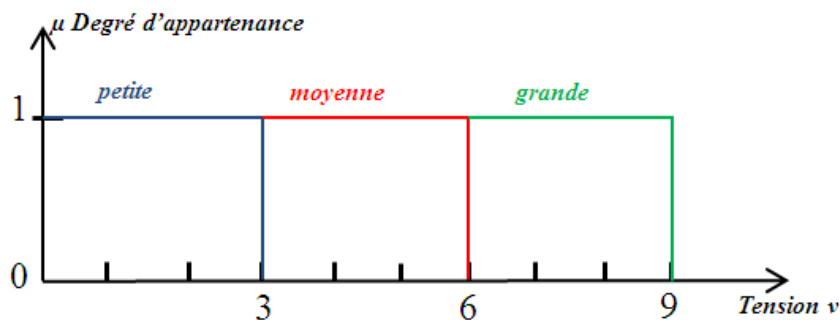


Fig.1. Représentation de la plage de variation d'un capteur.

La Figure 1 représente la plage de variation d'un capteur de tension. Le signal de sortie peut varier de 0 à $9v$.

On décide de partitionner la plage de variation ($0-9v$) en 3 zones qui seront dénommées : petite ($0-3v$), moyenne ($3v$ à $6v$), et grande ($6v$ à $9v$).

Si la tension est de $2v$, elle est alors dans la classe « **petite** » et bien sûr ni « **moyenne** » ni « **grande** ». Le *degré d'appartenance* de la valeur $2v$ à la classe « **petite** » est de 1, et 0 aux deux autres.

L'inconvénient de cette représentation est que la valeur $2.95v$ appartient à la classe « **petite** » alors que la valeur $3.05v$ appartient à la classe « **moyenne** » et pourtant les valeurs sont très proches. Ceci est dû à la définition des 3 sous-ensembles classiques « **petite** », « **moyenne** » et « **grande** » qui ont une « frontière » nette d'où cette discontinuité. Si le résultat de la mesure est légèrement bruité (cas très fréquent évidemment), on pourra basculer d'un côté à l'autre de la « frontière ».

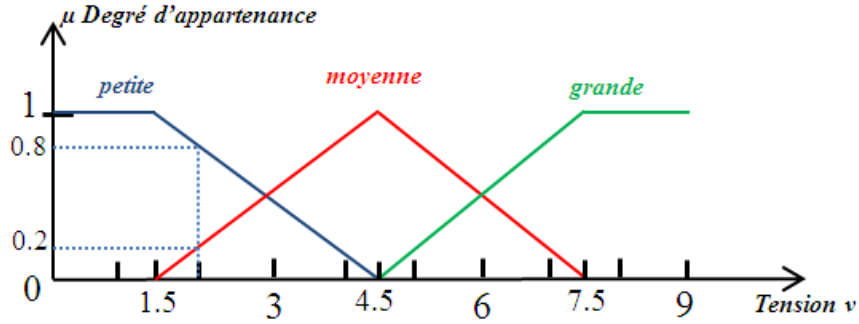


Fig. 2. Représentation des degrés d'appartenance avec trois ensembles flous.

La notion de sous-ensemble flou permet d'éviter cette *discontinuité* brutale. La sortie du capteur est appelée variable *linguistique* puisqu'elle pourra prendre les valeurs *linguistiques* « **petite** », « **moyenne** » ou « **grande** », mais on va modifier, comme indiqué dans la Figure IV.2, les « *frontières* » entre ces valeurs *linguistiques*, c'est-à-dire les formes des fonctions d'appartenance. On appelle cette opération : « **fuzzification** »

Dans cette représentation la valeur de tension $2v$ sera à la fois « **petite** » et « **moyenne** »; de plus, on va préciser de combien. On définit alors un **degré d'appartenance** μ à chacune de ces classes : $\mu_{\text{petite}} = 0.8$ et $\mu_{\text{moyenne}} = 0.2$.

Notions caractéristiques :

Soit A, B deux sous-ensembles flous de U , on définit les notions suivantes :

Support de A : $\text{SUPP}(A) = \{x \in U, f_A(x) \neq 0\}$.

Hauteur de A : $H(A) = \sup_{x \in U} f_A(x)$, A est dit normalisé si $H(A) = 1$.

Noyau de A : $\text{NOY}(A) = \{x \in U, f_A(x) = 1\}$.

Égalité: $A = B \Leftrightarrow \forall x \in U, f_A(x) = f_B(x)$.

Inclusion: $A \subset B \Leftrightarrow \forall x \in U, f_A(x) \leq f_B(x)$.

Intersection: $A \cap B$ est définie par : $f_{A \cap B} : x \mapsto \min(f_A(x), f_B(x))$.

Union : $A \cup B$ est définie par : $f_{A \cup B} : x \mapsto \max(f_A(x), f_B(x))$.

Complément : A' est défini par : $f_{A'} : x \mapsto 1 - f_A(x)$.

Nombre flou :

Soit f un sous-ensemble flou de $\mathfrak{R}$, On dit que f est convexe *si et seulement si* :

$$\forall (x, y) \in \mathfrak{R} \times \mathfrak{R}, \forall z \in [x, y], f_F(z) \geq \min(f_F(x), f_F(y))$$

Un nombre flou est un sous-ensemble flou normalisé et convexe de $\mathfrak{R}$.

Variable linguistique :

C'est une variable dont les valeurs sont définies en termes linguistiques où chaque valeur linguistique est un nombre flou de l'univers de discours.

La vitesse par exemple est une variable linguistique qui peut prendre les valeurs: grande, moyenne ou faible.

Forme des fonctions d'appartenances :

Il existe plusieurs formes connues pour les fonctions d'appartenances des sous-ensembles flous d'une variable linguistique. Les plus utilisées en matière de commande floue notamment sont de forme triangulaire, trapézoïdale ou gaussienne.

Raisonnement en logique floue :

Implication floue :

Une implication floue est une relation quantifiant le degré de vérité de la proposition:

Si $(x \in A)$ **Alors** $(y \in B)$, où A et B sont des sous-ensembles flous.

La fonction d'appartenance f_I de cette implication dépend des fonctions d'appartenances de A et de B . Plusieurs fonctions d'appartenance existent pour définir les implications floues dont celle de Mamdani et Larsen.

$$\text{Mamdani: } f_I(f_A(x), f_B(y)) = \min(f_A(x), f_B(y))$$

$$\text{Larsen: } f_I(f_A(x), f_B(y)) = f_A(x) \cdot f_B(y)$$

Proposition floue :

On peut effectuer des raisonnements en logique floue du genre:

Si $(x \in A)$ **ET** $(y \in B)$ **Alors** $(z \in C)$ Où A , B et C sont des sous-ensembles flous.

La fonction d'appartenance f_S de cet ensemble solution est la suivante:

$$f_S(z) = f_I(\min(f_A(x), f_B(y)), f_C(z))$$

Le «min» ici concerne le **ET** et f_I concerne l'implication, les propositions floues sont aussi appelées règles floues.

Conjonction (Agrégation) de propositions floues :

L'ensemble des règles floues utilisées par un processus de commande par exemple peut être le suivant:

Si $(x \in A_1) \text{ ET } (y \in B_1)$ Alors $(z \in C_1)$

Si $(x \in A_2) \text{ ET } (y \in B_2)$ Alors $(z \in C_2)$

⋮

Si $(x \in A_n) \text{ ET } (y \in B_n)$ Alors $(z \in C_n)$

Pour déterminer le sous ensemble flou solution de la synthèse des n règles floues, on utilise un opérateur de conjonction.

Dans le cas de l'implication de Mamdani ou de Larsen l'opérateur de conjonction (agrégation) utilisé est le max. La fonction d'appartenance du sous-ensemble flou solution de la conjonction des n règles floues est alors:

$$f_s(z) = \max(f_{s1}(z), f_{s2}(z), \dots, f_{sn}(z))$$

Avec $f_{si}(z)$ la fonction d'appartenance du sous ensemble flou solution de la $i^{\text{ème}}$ règle floue.

Commande floue:

Depuis une vingtaine d'années, la commande floue connaît un intérêt croissant. Cette commande apporte généralement une amélioration des performances par rapport à des commandes linéaires plus classiques.

Fuzzification :

La fuzzification permet la transformation des grandeurs numériques en valeurs linguistiques qui peuvent être traitées, ensuite, par le mécanisme d'inférence.

Exemple (voir Fig. 3):

Si l'erreur physique en entrée est égale à 0.1, après la fuzzification l'erreur est égale à Z avec un degré 0.8 et est égale aussi à PM avec un degré 0.2.

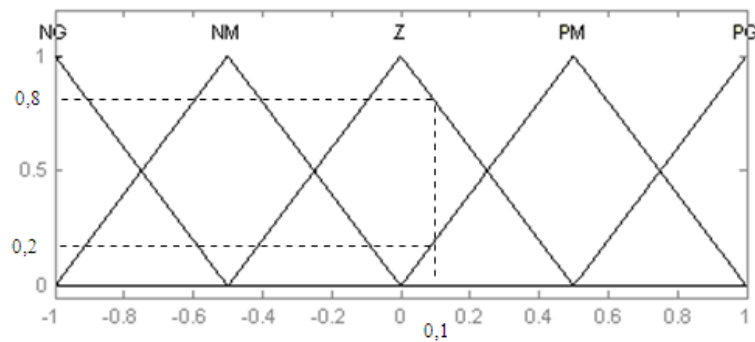


Fig. 3. Exemple de fuzzification.

Les ensembles flous des variables d'entrée (e , Δe) et de sortie u sont définis par des fonctions d'appartenance à 7 ou 5 ou 3 ensembles (Fig. 4), le nombre de fonction d'appartenance est toujours impaire.

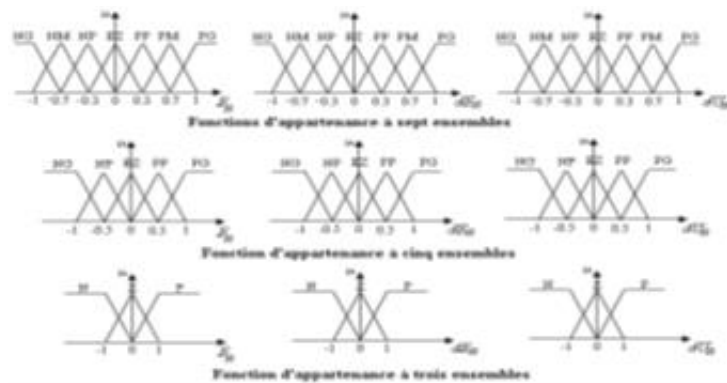


Fig. 4. Les fonctions d'appartenance.

Les différents ensembles sont caractérisés par des désignations standards : Négative Grande NG, Négative Moyenne NM, Négative Petite NP, Environ Zéro ZE, Positive Petite PP, Positive Moyenne PM, Positive Grande PG.

Table de décision :

La table de décision contient l'ensemble des règles floues nécessaire à la commande du système.

Le choix des règles à utiliser peut être difficile à déterminer, néanmoins, la table standard diagonale de Mac Vicar-Whelan (Tableau. 1) peut être appliquée à plusieurs problèmes de commande floue.

Δe^e	NG	NM	Z	PM	PG
NG	NG	NG	NM	NM	Z
NM	NG	NM	NM	Z	PM
Z	NM	NM	Z	PM	PM
PM	NM	Z	PM	PM	PG
PG	Z	PM	PM	PG	PG

Tableau.VI-1. Table de décision standard de Mac Vicar-Whelan à 5 ensembles flous.

Les règles floues de cette table peuvent être écrites sous la forme suivante:

Si $e=NG$ **ET** $\Delta e=NG$ **Alors** $c=NG$
SI $e=NG$ **ET** $\Delta e=NM$ **Alors** $c=NG$

...

Si $e=PG$ **ET** $\Delta e=PG$ **Alors** $c=PG$

Mécanisme d'inférence :

A partir des valeurs fuzzifiées, le mécanisme d'inférence permet d'obtenir, en utilisant les fonctions d'appartenance de chaque variable linguistique (entrées et sortie) ainsi que les règles floues, la fonction d'appartenance du sous ensemble flou solution de la commande. Il existe plusieurs méthodes d'inférence, les plus utilisées sont [DJE 08]:

- **Méthode de Mamdani (Min-max) :**

Chaque règle floue i est résolue seule par:

$$f_{Si}(c) = \min(\min(f_A(e), f_B(\Delta e)), f_C(c))$$

L'ensemble flou solution est décrit par:

$$f_S(c) = \max(f_{S1}(c), f_{S2}(c), \dots, f_{Sn}(c))$$

- **Méthode de Larsen (Prod-max) :**

Chaque règle floue i est résolue seule par:

$$f_{Si}(c) = \min(f_A(e), f_B(\Delta e)) \cdot f_C(c)$$

L'ensemble flou solution est décrit par:

$$f_s(c) = \max(f_{s1}(c), f_{s2}(c), \dots, f_{sn}(c))$$

A, B et C représentent ici les valeurs linguistiques comme NG, Z...

Défuzzification :

Après avoir obtenu le sous ensemble flou solution de la commande, on a besoin d'une valeur numérique pour la commande; l'étape de la défuzzification permet d'obtenir cette valeur. Pour cela plusieurs méthodes existent, les plus utilisées sont :

- **Méthode du maximum :**

Elle consiste à choisir comme solution défuzzifiée l'abscisse du maximum de la fonction d'appartenance des solutions.

Si plusieurs maximums existent, il faut prendre un choix ou bien utiliser une variante de cette méthode en prenant la moyenne des maxima.

Cette méthode est très rapide mais peut introduire des sauts du signal de sortie lors de faible variation du sous ensemble flou solution (voir Fig. 5).

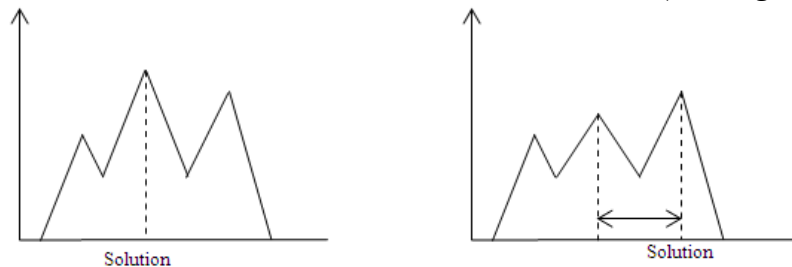


Fig. 5. Saut du signal de la commande.

- **Méthode du centre de gravité (centroïde) :**

Cette méthode donne généralement de bons résultats. Elle consiste à prendre comme solution l'abscisse du centre de gravité de la surface formée par la fonction d'appartenance du sous ensemble flou solution (voir Fig.7).

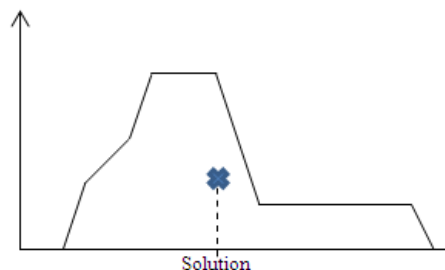


Fig.7. Méthode du centre de gravité.

Propriétés des matrices et décomposition :

Matrice orthogonal :

Une matrice orthogonal est une matrice unitaire à coefficients réels, une matrice M est orthogonal si sa matrice transposée est identique à son inverse : $M^T M = I$, où I est la matrice identité. Ses vecteurs colonnes et lignes sont alors de norme unitaire et sont ortho-normaux : $m_i^T m_j = \delta_{ij}$ (δ_{ij} est le symbole de Kronecker de (i, j)). Le calcul des déterminants donne : $\det(M)^2 = 1$ puisque $\det(M) = \det(M^T)$. Nous avons alors : si M est orthogonale alors $\det(M) = \pm 1$.

Conservation de la norme :

La longueur Euclidienne d'un vecteur x est donnée par $\|x\| = (x^T x)^{1/2}$. Une propriété importante des matrices orthogonale est la conservation de la norme par la multiplication du vecteur par une matrice orthogonale, en effet :

$$(Mx)^T (Mx) = x^T M^T M x = x^T x$$

Décomposition QR :

La décomposition QR d'une matrice consiste à l'écrire sous forme d'un produit de deux matrices Q et R , tel que Q est orthogonal. D'autres méthodes peuvent être utilisées pour la décomposition d'une matrice telles que RQ , LQ et QL .

Décomposition en valeurs singulières (Singular Value Decomposition SVD)

Cette décomposition représente un outil puissant en calcul numérique, elle est souvent utilisée dans le cas de la résolution de systèmes d'équations surdéterminés.

Soit A une matrice carrée, la décomposition SVD de A est donnée par $A = UDV^T$, où U et V sont des matrices orthogonales, et D est diagonale et à coefficients positifs.

Il existe une décomposition SVD des matrices rectangulaires, Soit A une matrice $m \times n$ avec $m \geq n$. Dans ce cas, A peut être décomposée en $A = UDV^T$, avec U est une matrice $m \times m$ avec des vecteurs colonnes orthogonaux, D est une matrice $n \times n$ diagonale et V est une matrice $n \times n$ orthogonale. Les valeurs diagonales positives de la matrice D sont appelées valeurs singulières.

La décomposition $A = UDV^T$, alors : $A^T A = VDU^T UDV^T = VD^2 V^T$, V^T est orthogonal donc $V^T = V^{-1}$, nous obtenons alors : $A^T A = VD^2 V^{-1}$, cette décomposition correspond à l'équation définissant les valeurs propres, ainsi les valeurs diagonales de D^2 sont les valeurs propres de $A^T A$ et les colonnes de V sont ses vecteurs propres. En d'autres termes, les valeurs singulières de A sont les racines carrées des valeurs propres de $A^T A$.

Un algorithme de Décomposition en valeurs singulières est décrit dans [1] et son implémentation dans [2]

Notons que $A^T A$ est symétrique et positive semi-définie, ses valeurs propres sont donc réelles positives.

Résolution par méthode des moindres carrés d'un système d'équations homogènes surdéterminé

La résolution d'un système de la forme $Ax = 0$ est souvent utilisée dans les problèmes de reconstruction, la solution nulle $x = 0$ ne nous intéresse pas. Sachant que si x est une solution alors pour tout scalaire k le vecteur kx est une solution, une contrainte logique peut alors être imposée à savoir $\|x\| = 1$. Ce système n'admet une solution exacte que si et seulement si $\text{rang}(A) < n$ (n nombre de colonne de A). En absence d'une solution exacte, une solution par moindres carrés peut être calculée, le problème est ainsi posé comme suit : trouver x minimisant $\|Ax\|$ tel que $\|x\| = 1$.

Le problème peut être résolu comme suit : soit $A = UDV^T$ une décomposition SVD de la matrice A , nous cherchons alors à minimiser $\|UDV^T x\|$. Or, U et V sont orthogonales donc $\|UDV^T x\| = \|DV^T x\|$ et $\|x\| = \|V^T x\|$. Nous minimisons alors $\|DV^T x\|$ sous la contrainte $\|V^T x\| = 1$.

Soit $y = V^T x$, le problème s'écrit : minimiser $\|Dy\|$ sous la contrainte $\|y\| = 1$. Sachant que D est diagonal et ses valeurs diagonales peuvent être triées dans un ordre descendant, une solution au problème serait : $y = (0, 0, \dots, 0, 1)^T$.

Enfin $x = Vy$, x est donc le dernier vecteur de V . Cette solution correspond également au dernier vecteur propre de la matrice $A^T A$.

Définition de l'état d'un système

D'une manière générale le comportement dynamique d'un système linéaire d'ordre n multi-variable à m entrées et r sorties peut être décrit sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{cases} \dot{\underline{x}}(t) = \underline{A}\underline{x}(t) + \underline{B}\underline{u}(t) \\ \underline{y}(t) = \underline{C}\underline{x}(t) + \underline{D}\underline{u}(t) \end{cases}$$

$\underline{x}$ est le vecteur d'état de dimension n : $\underline{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$

$\underline{u}$ est le vecteur d'état de dimension m : $\underline{u} = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_m]^T$

$\underline{y}$ est le vecteur d'état de dimension r : $\underline{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_r]^T$

$\underline{A}$ est la matrice d'évolution de dimension (n, n)

$\underline{B}$ est la matrice d'entrée de dimension (n, m)

$\underline{C}$ est la matrice d sortie de dimension (r, n)

$\underline{D}$ est la matrice d'application directe de la commande de dimension (r, m) , cette matrice est généralement nulle.

L'état d'un système de degré n , à un instant t_0 quelconque, est l'ensemble des n variables $(x_1(t_0), x_2(t_0), \dots, x_n(t_0))$ qui lorsqu'on connaît le vecteur de commande $u(t)$ pour $t \geq t_0$ est suffisant pour déterminer le comportement du système pour $t \geq t_0$. Les $x_i(t)$ ($i = 1$ à n) sont les variables d'état du système.

HIRIS Logiciel d'acquisition et de visualisation de séquences d'images

HIRIS est une solution d'acquisition d'images modulaire basée sur le concept de conteneurs d'images. Les conteneurs possèdent une entrée (caméra ou images sur disque) et une sortie (RAM ou disque dur). L'acquisition dans un conteneur est déclenchée par un événement « trigger ». Plusieurs conteneurs peuvent enregistrer des images simultanément depuis différentes caméras et interagir entre eux. Des modules de gestion de matériels et de traitements d'images avancés complètent la solution HIRIS.

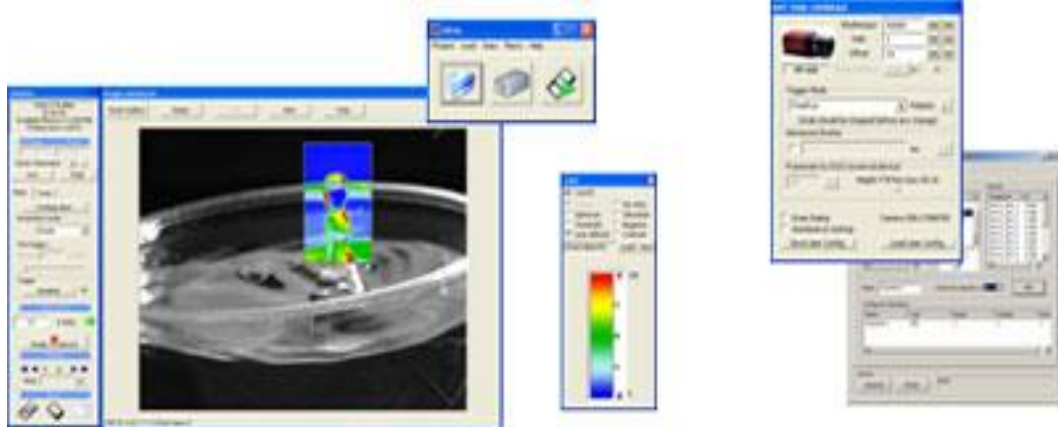


Fig. 8. Interface graphique du logiciel de gestion de l'acquisition des images Hiris.

Camera Tool Logiciel de contrôle de cartes d'acquisition et de caméras .

Les fonctionnalités et les réglages de ce logiciel sont intégrés à travers une interface graphique. Il fournit une interface commune pour toutes les caméras qui permet leur gestion simultanée et une approche identique quel que soit le matériel utilisé. Compatible avec plusieurs types de caméras, il a été utilisé dans le cadre de ce travail en parallèle avec HIRIS, la plateforme d'acquisition d'images.

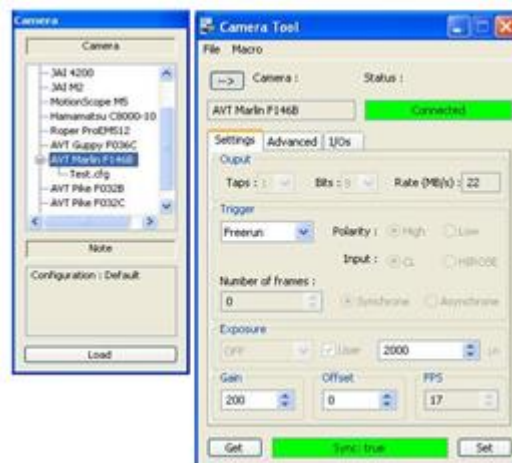


Fig. 8. Interface graphique du logiciel de contrôle de cartes d'acquisition et de caméras Camera Tool.

- [1] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix computations*, vol. 3. JHU Press, 2012.
- [2] W. Press *et al.*, *Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing*, vol. 29, no. 4. 1987.

Abstract

In this thesis, we describe an approach for Lagrangian characterizing of air flows using particle tracking velocimetry, a camera system was implemented here and Helium filled bubbles images were acquired in a synchronized way. We developed a new system for particle trajectories calculation based on a multi-scale image processing technique and well-known 3D reconstruction methods. Our system allows tracking particles in 3D space and providing yet a global description of air flows in large scale environment.

The application is supposed to improve the optimization of ventilation in building rooms in order to reduce energy consumption by optimal positioning and shaping of air diffusers. A major constraint here is to preserve human comfort.

Résumé:

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse visent à décrire une approche Lagrangienne de caractérisation de flux d'air par suivi de particules, nous avons implémenté un système de caméras synchronisées pour l'acquisition des images de bulles de savon remplies à l'hélium. L'approche développée pour le calcul des trajectoires des particules est basée sur une méthode multi-échelle de détection de points intérêt et de reconstruction 3D. Le système permet ainsi de réaliser un suivi tridimensionnel et fournir une description des flux d'air présents dans une pièce à grande échelle.

Le but étant d'optimiser les moyens de ventilation par diffuseur mis en place dans les pièces de bâtiments afin de réduire leur part énergétique, il s'agit de définir le positionnement et la forme des diffuseurs optimaux tout en préservant le confort des personnes.

Résumé substantiel de la thèse :

Etude et amélioration du suivi Lagrangien 3D de particules d'air

Le but de cette thèse est de fournir un outil fiable de diagnostic des flux d'air dans des grands volumes comme des pièces de bâtiments, ce travail est réalisé dans le cadre du projet FLUBAT-ANR-12-VBDU-0010, il s'inscrit essentiellement dans un de ses principaux objectifs, à savoir la compréhension de l'interaction entre les diffuseurs d'air et la zone de vie observée, ainsi nous avons mis en place un système de suivi temporel et tridimensionnel de particules d'air, ce système permet de reconstruire les trajectoires parcourues par le flux et d'en extraire les propriétés physiques qui le caractérisent.

L'idée est de considérer le mouvement d'air comme une transformation ou un déplacement d'un ensemble de particules. Chaque particule du fluide est suivie tout au long de sa trajectoire; sa position et d'autres propriétés physiques sont calculées à chaque instant du temps. Le suivi 3D Lagrangien de particules (3D Particle Tracking Velocimetry 3D PTV) consiste à injecter des traceurs dans l'espace tridimensionnel (pièce d'un bâtiment) et d'observer leur déplacement par plusieurs caméras (deux caméras ou plus pour un rendu tridimensionnel). Les traceurs utilisés dans le cadre du suivi Lagrangien sont des bulles de savon gonflées à l'hélium d'un diamètre qui varie entre 1.3mm et 3.8mm, l'utilisation de l'hélium permet de compenser le poids de la paroi savonneuse de la bulle permettant ainsi de simuler parfaitement le comportement des particules d'air. Nous avons utilisé des caméras rapides (180 images par seconde) pour enregistrer les images des particules pendant leur mouvement, il s'agit à cette étape de définir la position des caméras et la fréquence à utiliser en fonction du flux observé. Nous avons également défini le type d'éclairage approprié pour une meilleure visualisation des bulles dans le cas d'un grand volume.

Nous avons développé une méthode multi-échelle dans le cadre de cette thèse permettant la détection des centres de bulles de savons en dépit de la densité très élevée et des problèmes de superposition/chevauchement des bulles injectées dans le volume observé. Les images numérisées contiennent en effet des particules de tailles différentes, chaque particule apparaîtra sur l'image différemment, ceci va dépendre de sa distance par rapport à la caméra, l'intensité de lumière qu'elle reflète et la manière dont elle a été éclairée, notre approche est basée sur une analyse multi-échelle des images acquises par les caméras, plusieurs méthodes telles que l'inter-corrélation entre des motifs artificiels proches de l'apparence des bulles réelles et une région d'interrogation sur l'image des particules, ou encore la détection de blobs ont été étudiées et appliquées aux

images. Une étude comparative a été réalisée sur des images synthétiques et expérimentales afin de mesurer les performances de ces algorithmes.

L'étape suivante consiste à établir les correspondances entre les bulles vues par les différentes caméras, nous avons utilisé la méthode basée sur le calcul des lignes épipolaires à partir des paramètres mesurés lors de la calibration des caméras, ceci nous permet de faire correspondre à chacune des particules d'une image une ligne épipolaire sur les autres images, ce calcul engendre d'importantes ambiguïtés notamment en haute densité d'ensemencement, l'augmentation du nombre de caméras a été longtemps utilisée pour résoudre ce problème, nous avons procédé à une analyse des sources de ces erreurs et avons pu définir une configuration optimale des caméras permettant d'éliminer la plus grande partie des ambiguïtés.

D'autre part, le suivi temporel qui consiste à relier les particules détectées à un instant donné aux particules de l'instant suivant, constitue une étape délicate du suivi, une nouvelle méthode basée sur une conception floue du filtre de Kalman a été mise en place. Le filtre de Kalman est utilisé dans ce cadre pour estimer, de manière optimale, la nouvelle position des particules en fonction de leur position actuelle. Cet algorithme a été conçu pour tenir compte les incertitudes concernant l'étape d'initialisation, ce problème étant jusque-là résolu en considérant le plus proche voisin engendre des erreurs aux étapes suivantes du suivi temporel (mauvaise mise en correspondance entre les bulles), ainsi nous avons intégré un calcul par logique floue à notre algorithme de suivi par Kalman en représentant les positions initiales des particules par des sous-ensembles flous multidimensionnels. C'est ainsi que l'algorithme commence dans un état de connaissance floue concernant l'appariement des particules; nous améliorons l'estimation de l'emplacement de ces bulles au fur et à mesure de l'accumulation d'informations grâce au processus de mesure utilisé à savoir l'enregistrement d'images de bulles pendant leur déplacement. Une comparaison quantitative des performances avec d'autres algorithmes couramment utilisés a permis d'évaluer la méthode.

La méthode 3D PTV a été appliquée à un ensemble de cas de figures dans la cellule de diffusion de l'air du LaSIE (AIRDIF), la cellule est thermiquement gardée et équipée de moyens de diagnostic par anémométrie Laser dans le but d'une validation. La stratégie de comparaison choisie consiste à moyenner le champ PTV, nous procédons ainsi à un découpage de l'espace observé en régions élémentaires et calculons la moyenne des vitesses qui se trouvent dans une seule région. Pour cela, il est nécessaire d'avoir suffisamment de bulles passant dans chacune des régions, une injection forte de bulles a donc été prévue. La méthode a été également étendue au cas de six caméras (ou plus).

Projet ANR-12-VBDU-0010-FLUBAT : Suivi des trajectoires des flux d'air dans les espaces habités et diagnostic de systèmes de conditionnement d'air à faibles impacts environnementaux

Le projet vise le développement d'un nouveau moyen expérimental de caractérisation des mouvements convectifs : un suivi Lagrangien 3D de particules en utilisant divers types de caméras pour obtenir une vision d'ensemble de la dynamique dans la pièce. La technique sera mise en situation pour une ensemble de 14 configurations typiques du traitement de l'air du bâtiment, produisant ainsi un savoir de référence qui sera mis à la disposition de la communauté numérique de la thermique du bâtiment.

Gestion des flux d'air dans les bâtiments de demain - du diffuseur d'air à haute induction vers la qualification de son interaction avec la pièce

Les bâtiments de demain seront, pour le moins, des Bâtiments à Basse Consommation (BBC). La réduction importante des puissances nécessaires dans ce type de bâtiments pose deux problèmes cruciaux : (1) la répartition spatiale des faibles débits d'air que l'on devra injecter dans les pièces de vie, (2) la pertinence des moyens de diagnostic des flux d'air dans les espaces habités, pour un suivi à la hauteur des enjeux énergétiques et sanitaires. Au premier problème, une solution technologique finalisée typique qui permet une amélioration conséquente du mélange a été proposée dans le cadre d'un précédent projet ANR-PREBAT 2005 « INDUBAT ». Il s'agit d'un diffuseur innovant à haute induction basé sur le contrôle passif du mélange du jet d'air à l'air ambiant. Ceci est obtenu, en particulier, par l'utilisation de géométries originales intégrées dans la conception du diffuseur d'air. La solution innovante a été qualifiée en conditions de Laboratoire et en proche diffuseur (analyse du jet d'air généré par le diffuseur). L'interaction entre le jet et la pièce dans laquelle va se développer un écoulement convectif tridimensionnel basse vitesse n'a pas été résolue, alors que le contrôle de l'ambiance sous-tend l'effort consenti en direction d'une maîtrise de l'écoulement moteur. L'absence d'un outil efficace de diagnostic du champ thermo-convectif dans la pièce est le deuxième verrou que nous voulons lever. Nous nous proposons de développer un nouveau moyen expérimental de caractérisation des mouvements convectifs : un suivi Lagrangien 3D de particules en utilisant divers types de caméras pour obtenir une vision d'ensemble de la dynamique dans la pièce, permettant ainsi la qualification de solutions innovantes en situation réelles.

Diagnostic lagrangien 3D des écoulements d'air dans les pièces d'habitation par injection de traceurs suivis par diverses caméras

La méthode est basée sur le suivi 3D lagrangien des écoulements d'air par injection de traceurs dans les bâtiments. Le suivi lagrangien de différentes zones de la pièce d'habitation, permettra de comprendre l'interaction entre les diffuseurs d'air et la zone d'occupation. L'approche suivi 3D lagrangien a déjà fait l'objet d'une thèse au CETHIL qui a permis de valider le principe. Il s'agit cette fois de l'étendre à une zone plus vaste en mettant en œuvre plus de caméras de suivi des traceurs et en modifiant l'algorithmie en conséquence. Ceci constitue un enjeu important en

termes de verrous technologiques. Dans un deuxième temps la méthode sera appliquée à un ensemble de cas pertinents de ventilation pour les bâtiments basse consommation. La cellule de diffusion de l'air du LaSIE (AIRDIFF) équipée de ses moyens de diagnostic par anémométrie Laser, accueillera les mises en situation des différents cas de référence. Les systèmes anémométriques à laser serviront à la validation/calage de la méthode lagrangienne. Des différents cas de référence, on pourra tirer des conclusions sur les interactions entre les écoulements engendrés par les diffuseurs d'air et la pièce elle-même et donc fournir des informations importantes pour ouvrir de nouvelles voies de développement des méthodes de modélisation. En parallèle, il sera possible de fournir des informations opérationnelles qui seront traitées et mise en forme par la société CIAT partenaire du projet. Ces informations permettront en particulier de définir les conditions de bonne mise en œuvre (par rapport au confort et à la qualité de l'air) des diffuseurs d'air innovants.

Ecole Centrale de Lyon

N° d'ordre : 2017LYSEE002

Sawsen REZIG

STUDY AND ENHANCEMENT OF THE 3D TRACKING OF AIRFLOW IN BUILDINGS.

Speciality : Image, vision, signal

Keywords : Indoor airflow; 3D PTV; particle detection; temporal tracking; Kalman filtering; fuzzy logic.

Abstract :

In this thesis, we describe an approach for Lagrangian characterizing of airflows using particle tracking velocimetry, a camera system was implemented here and Helium filled bubbles images were acquired in a synchronized way. We developed a new system for particle trajectories calculation based on a multi-scale image processing technique and well-known 3D reconstruction methods. Our system allows tracking particles in 3D space and providing yet a global description of airflows in large-scale environment.

The application is supposed to improve the optimization of ventilation in building rooms in order to reduce energy consumption by optimal positioning and shaping of air diffusers. A major constraint here is to preserve human comfort.

Ecole Centrale de Lyon

N° d'ordre : 2017LYSEE002

Sawsen REZIG

**ETUDE ET AMELIORATION DU SUIVI
TRIDIMENSIONNEL DES FLUX D'AIR DANS
UNE PIECE DE BATIMENT**

Spécialité: Image, vision, signal

Mots clefs : Flux d'air; bâtiments énergétiquement efficaces, 3D PTV; détection d'objets; suivi temporel; filtre de Kalman; logique floue.

Résumé : En français

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse visent à décrire une approche Lagrangienne de caractérisation de flux d'air par suivi de particules, nous avons implémenté un système de caméras synchronisées pour l'acquisition des images de bulles de savon remplies à l'hélium. L'approche développée pour le calcul des trajectoires des particules est basée sur une méthode multi-échelle de détection de points intérêt et de reconstruction 3D. Le système permet ainsi de réaliser un suivi tridimensionnel et fournir une description des flux d'air présents dans une pièce à grande échelle.

Le but étant d'optimiser les moyens de ventilation par diffuseur mis en place dans les pièces de bâtiments afin de réduire leur part énergétique, il s'agit de définir le positionnement et la forme des diffuseurs optimaux tout en préservant le confort des personnes.