



HAL
open science

Reconstruction de volumes de particules par processus ponctuels marqués

Riadh Ben-Salah, Lionel Thomas, Benoit Tremblais, Olivier Alata, Laurent David

► **To cite this version:**

Riadh Ben-Salah, Lionel Thomas, Benoit Tremblais, Olivier Alata, Laurent David. Reconstruction de volumes de particules par processus ponctuels marqués. CFTL2016, Sep 2016, Toulouse, France. hal-01368625

HAL Id: hal-01368625

<https://hal.science/hal-01368625>

Submitted on 19 Sep 2016

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

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

Reconstruction de volumes de particules par processus ponctuels marqués

Riadh Ben Salah¹, Lionel Thomas², Benoit Tremblais³, Olivier Alata¹, Laurent David²

Lab. Hubert Curien, CNRS, Bât. F, 18 rue du Prof. Benoît Lauras, 42000 Saint-Etienne,
Institut P' - CNRS- Université de Poitiers - ENSMA²/XLIM – CNRS – Université de Poitiers³
Bât. SP2MI, Téléport 2, 11 Bd Marie et Pierre Curie, BP 30179, 86962 Futuroscope
Chasseneuil

benoit.tremblais@univ-poitiers.fr

En Tomo-PIV, on peut distinguer deux familles de méthodes pour reconstruire des volumes de particules : les méthodes « orientées voxel », où l'on s'intéresse au calcul de l'intensité pour chaque voxel du volume et les méthodes « orientées objets » où l'on considère que le volume à reconstruire est un espace parcimonieux composé d'objets 3d à reconstruire. Dans [1], nous avons proposé la méthode de reconstruction stochastique orientée objet IOD-PVRMPP. Elle comprend deux parties fondées sur les processus ponctuels marqués (PPM) : PVRMPP qui permet de résoudre le problème de manière parcimonieuse et facilite l'introduction d'information a priori sur les objets à reconstruire ; IOD qui fournit une distribution initiale de particules 3d à l'algorithme PVRMPP afin d'accélérer la convergence de l'algorithme. Nous avons montré que, sur des données synthétiques, la méthode IOD-PVRMPP donne de meilleurs résultats que l'algorithme de référence MinLOS-MART [2] jusqu'à des densités de particules de 0,05 ppp. Nous proposons ici une adaptation de la méthode IOD-PVRMPP afin de pouvoir traiter les données expérimentales provenant de l'étude d'un écoulement dans un canal turbulent derrière une grille [3]. Nous montrons là encore que les résultats obtenus sont sensiblement meilleurs que ceux obtenus par MinLOS-MART.

1 Introduction

Depuis l'avènement de la technique de mesure optique tridimensionnelle appelée Tomographie-PIV (Tomo-PIV) [4], il est maintenant possible d'étudier les structures instationnaires dans les écoulements turbulents et les sillages. Cette technique comprend plusieurs étapes : la calibration des caméras, l'acquisition des images, la reconstruction des volumes de particules à partir de quelques vues d'angles d'observation différents et l'estimation des champs de vitesses 3d. Compte-tenu du faible nombre de vues, le problème de reconstruction est un problème inverse mal posé. Différentes contraintes : faible nombre de vues, forte densité de particules dans le volume, haute résolution des images, chemins optiques à travers plusieurs milieux font que les méthodes de reconstructions utilisées depuis de nombreuses années en imagerie médicale ne sont pas directement utilisables dans le cadre de la tomo-PIV. Les premières méthodes qui ont été proposées sont les méthodes de reconstruction « orientées voxel ». Elles consistent à discrétiser le volume physique à reconstruire en un volume de voxels dont les valeurs devront être déterminées par l'algorithme. Les principales méthodes testées dans le cadre de la tomo-PIV sont algébriques [4] [5] [6]. Compte-tenu de la taille du système à résoudre, ces méthodes sont le plus souvent précédées de méthodes d'initialisation qui visent à accélérer la convergence des algorithmes en proposant un volume initial proche de la solution finale [2] [5] [6] [7]. Les méthodes orientées voxel ont une complexité mémoire très élevée et ne permettent pas de prendre suffisamment en compte la nature particulière des objets à reconstruire. C'est pourquoi, certains auteurs ont proposé des méthodes que nous qualifions ici de méthodes « orientées objets ». Ces dernières considèrent le volume comme un ensemble d'objets ou particules [8] [10] [1]. La méthode IOD-PVRMPP que nous avons proposée dans [1] est une méthode de reconstruction stochastique fondée sur les Processus Ponctuels Marqués (PPM). Elle permet de résoudre le problème de manière parcimonieuse et facilite l'introduction d'information *a priori* sur les objets à reconstruire. Ainsi, dans notre cas, les particules 3d sont modélisées par une position, une distribution d'intensités et un rayon. Nous proposons ici une adaptation de la méthode de reconstruction IOD-PVRMPP afin de pouvoir traiter les données expérimentales. Plus particulièrement, l'objet de cette expérience est l'étude de la dissipation d'énergie d'un écoulement

turbulent dans un canal ouvert à surface libre en utilisant la Tomo-PIV [3] [9]. La turbulence de l'écoulement est générée en utilisant des configurations de grilles à différentes caractéristiques.

L'article est organisé de façon suivante : dans la section 2, nous donnons les détails de la méthode de reconstruction que nous proposons, dans la section 3 nous présentons les résultats de reconstruction que nous avons obtenus dans le cadre de notre expérience avant de conclure en section 4.

2 Reconstruction de volumes de particules par PPM

Une présentation détaillée de la méthode est faite dans la thèse [10].

2.1 Principales étapes de la méthode

La méthode, que nous proposons, reconstruit un volume de particules à partir de K images observées $O^k, k = 1, \dots, K$ acquises à un instant t . Elle intervient après les étapes de calibration des caméras et de prétraitement des images que nous détaillons en section 3. Les particules 3d sont modélisées par un PPM 3d que nous présentons ci-après. L'idée générale de la méthode est de trouver en enlevant ou en ajoutant des particules ou en modifiant leurs positions ou paramètres suivant une décision aléatoire, la meilleure configuration de particules 3d vis-à-vis des données images, de la densité volumique moyenne de particules et de leurs interactions. La meilleure configuration est obtenue en minimisant une énergie associée au PPM 3d par un algorithme de recuit. L'algorithme IOD (Iterative Object Detection) fournit une distribution initiale de particules 3d à l'algorithme PVRMPP afin d'accélérer la convergence du recuit simulé.

2.2 Algorithme d'initialisation Iterative Object Detection (IOD)

L'algorithme d'initialisation comprend 3 étapes :

- a. Iterative Random Walk (IRW) ;
- b. Identification des particules 2d épipolaires ;
- c. Reconstruction des particules 3d.

2.2.1 Iterative Random Walk (IRW)

IRW comprend les étapes suivantes qui sont effectuées sur chacune des images acquises O^k :

1. Initialisation de l'image de particules $I = O^k$;
2. Détection des positions des pics locaux dans I ;
3. Création d'images de particules 2d de rayons et distribution d'intensité identiques ;
4. Tirage aléatoire de positions dans un rayon déterminé autour des positions détectées, comparaison des images de particules 2d avec la zone de l'image I correspondante. Pour chaque particule, la position dont l'image est la plus ressemblante à la zone de l'image est conservée. Une image synthétique des particules détectées S est générée.
5. Calcul d'une image résidu $R = (I - S)$ afin d'éliminer les particules détectées de l'image d'étude ;
6. $I = R$ et retour en 2 jusqu'à un certain nombre d'itérations.

2.2.2 Identification des particules épipolaires

L'identification des particules 2d épipolaires consiste à identifier des ensembles de K particules qui correspondent à une unique particule 3d. Elles sont localisées dans K boîtes 2d correspondant à la projection d'une unique boîte 3d du volume d'étude. Cette étape est mise en œuvre par un découpage en octree du volume.

2.2.3 Reconstruction des particules 3d

La position des particules 3d est obtenue en minimisant l'écart entre la retro-projection de la position de chaque particule 2d et le centre de gravité 3d de ces K retro-projections. La reconstruction des particules 3d est effectuée par retro-projection des modèles, définis en section 2.3.2, de chaque ensemble de K particules 2d épipolaires.

2.3 Algorithme PVRMPP

2.3.1 Processus ponctuels marqués

Les processus ponctuels marqués peuvent être vus comme une extension des champs de Markov où les variables aléatoires, plutôt que d'être associées aux valeurs de pixels, sont associées à des formes géométriques qui décrivent l'image. Nous ne donnons ici que les idées principales liées à l'utilisation de ce type de modèle. On pourra trouver des présentations plus détaillées dans [11]. Tout d'abord, nous définissons un processus ponctuel (PP) sur un espace d'observation ξ de volume non nul et borné. Dans notre cas, ξ sera un sous ensemble de \mathbb{R}^3 . Un PP sur ξ est une configuration finie de N points $p_i \in \xi$ distincts. Afin de décrire des objets plus complexes, nous pouvons associer à ces points des marques ou caractéristiques décrites par un espace probabiliste. Une configuration aléatoire finie de points marqués est un échantillon d'un processus ponctuel marqué (PPM) si les positions sont définies suivant un processus ponctuel. A partir de ces définitions, il est possible de modéliser des volumes ou des images par des ensembles d'objets identifiés d'une part, par leur position et d'autre part, par leurs caractéristiques. Nous noterons une telle configuration d'objets par $\psi = \{(p_1, m_1), \dots, (p_N, m_N)\}$. Ce modèle a l'avantage de fournir d'une part, une représentation naturellement parcimonieuse des objets d'intérêt au sein d'une image ou d'un volume et d'autre part, de permettre une meilleure approximation du modèle physique d'acquisition. En effet, les positions sont ici à coordonnées réelles. Nous définissons en section 2.3.2 les marques qui caractérisent nos objets que sont les particules 2d et 3d. Le processus ponctuel marqué le plus simple est le processus homogène de Poisson dont les points sont distribués uniformément dans ξ , dont le nombre des objets est choisi suivant une distribution de Poisson et dont les marques sont choisies indépendamment.

2.3.2 Modélisation des particules et définitions des énergies du PPM 3d

Il est à noter que nous ne cherchons pas ici à reconstruire des particules 3d physiques mais une densité de probabilité de présence de celles-ci. Cette démarche est liée à notre volonté de nous rapprocher des méthodes classiques pour pouvoir corrélérer des volumes discrets. C'est un point qu'il conviendrait d'améliorer à l'avenir. En effet, il faudrait reconstruire de vraies particules en obtenant par calibration de vraies fonctions de transfert locales afin de tenir compte de la direction de diffusion de la lumière, de l'inhomogénéité de la nappe laser, de l'astigmatisme, du défaut de mise au point, etc. Ainsi, nous modélisons ici une particule 3d par une position 3d $P = (X_0, Y_0, Z_0)$ et un rayon R , et une distribution de probabilité de présence de la particule qui définissent l'ensemble de marques M de la particule. Nous faisons l'hypothèse que la distribution de probabilité de présence suit une loi Gaussienne isotrope d'écart-type Σ centrée sur la position de la particule et de valeur maximale E_0 :

$$E(X, Y, Z) = E_0 \exp \left[-\frac{1}{2\Sigma^2} [(X - X_0)^2 + (Y - Y_0)^2 + (Z - Z_0)^2] \right], (X, Y, Z) \in [-R, R]^3$$

Nous supposons que les particules 2d sont modélisées par une position 2d, $p = (x_0, y_0)$, un rayon r et une distribution d'intensité. Pour simplifier, nous faisons l'hypothèse que la distribution d'intensité suit une loi Gaussienne isotrope d'écart-type σ centrée sur p et d'intensité e :

$$e(x, y) = e_0 \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} [(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2] \right], (x, y) \in [-r, r]^2$$

En effet, dans notre montage expérimental, la distance entre les caméras et les particules 3d est suffisamment grande pour que l'on puisse supposer que les rayons lumineux émis par la nappe laser sont localement quasi-parallèles. Ainsi, les rayons des particules 3d et 2d se correspondent via le facteur de grandissement. Les K images $O^k, k = 1, \dots, K$ sont acquises par des caméras numériques. Nous devons par conséquent définir des opérateurs de projection Π^k sur le plan image O^k afin de transformer le modèle continu de la particule 3d en imagerie et ainsi pouvoir comparer ces dernières à leurs fenêtres correspondantes dans les images O^k . Notons $\Pi^k(P_i) = p_i^k$ la projection de la position 3d P_i sur le plan image O^k .

¹ Les opérateurs de projection sont définis à partir des matrices de calibration de chaque caméra.

Une fois que l'on a obtenu la position p_i^k de la particule 2d, on peut estimer les paramètres des particules 2d et déterminer Σ et le rayon R ². E_0 peut ensuite être déterminé à partir des intensités centrales des particules épipolaires e_0^k résultant de la projection d'une particule 3d de distribution de probabilité de présence isotrope et d'énergie centrale E_0 sur O^k . Ainsi, si l'on suppose que la densité de probabilité de présence se projette de façon conservative, pour K particules épipolaires, E_0 est donnée par : $E_0 = \frac{\sum_{k=1}^K e_0^k}{K\sqrt{2\pi}\Sigma}$.

2.3.3 Densité de probabilité associée au processus ponctuel marqué

En général, une configuration finie d'un processus ponctuel marqué \mathcal{y} est vue comme un échantillon issu d'une densité de probabilité f qui est une distribution de Gibbs :

$$f(\mathcal{y}/\theta) \propto e^{-U(\mathcal{y}/\theta)}$$

où θ est un ensemble fixé de paramètres. L'énergie $U(\mathcal{y}/\theta)$ permet de modéliser les interactions entre les objets et résulte de la somme de deux énergies : une énergie dite *externe* $U_{ext}(\mathcal{y}/\theta_{ext})$ qui reflète l'adéquation entre la configuration d'objets et les données observées (attache aux données) et une énergie dite *interne* $U_{int}(\mathcal{y}/\theta_{int})$ qui reflète une information *a priori* sur la configuration des objets. Cela nous conduit à l'expression suivante de l'énergie totale :

$$U(\mathcal{y}/\theta) = U_{ext}(\mathcal{y}/\theta_{ext}) + U_{int}(\mathcal{y}/\theta_{int})$$

avec $\theta = \theta_{ext} \cup \theta_{int}$. Par conséquent, pour un ensemble de paramètres θ donné, la configuration $\hat{\mathcal{y}}$ la plus probable correspond au minimum global de l'énergie totale : $\hat{\mathcal{y}} = \arg \min_{\mathcal{y}} U(\mathcal{y}/\theta)$

2.3.4 Simulation du PPM

Les PPM sont généralement simulés par des méthodes de Monte Carlo par chaîne de Markov à saut réversible (RJMCMC) qui exploitent une dynamique de Metropolis-Hasting-Green (MHG) [12]. La dynamique permet de simuler un processus avec des espaces d'échantillonnage variables. Dans notre cas, les espaces d'échantillonnage sont associés à des configurations de nombre d'objets différents. Les « mouvements » de base du RJMCMC pour un PPM sont les mouvements de naissance et de mort (i.e à chaque itération de l'algorithme, un objet est éliminé ou ajouté à la configuration actuelle). En plus de ces mouvements, une configuration peut être modifiée en changeant la position des objets. Afin d'obtenir une meilleure position, un objet de la configuration est choisi aléatoirement et de nouvelles positions sont tirées aléatoirement suivant une loi uniforme dans un voisinage autour de la position initiale. La solution proposée est celle qui donne la valeur minimale de l'énergie externe. La probabilité de sélectionner un mouvement de translation sera notée p_{TR} . Les propositions de naissance et de mort sont choisies avec la probabilité $(1 - p_{TR})$ et dans un second tirage aléatoire, les propositions de naissance et mort sont choisies avec les probabilités p_B et $p_D = (1 - p_B)$. L'état de la proposition naissance pour une configuration d'objets \mathcal{y} est $\mathcal{y}' = \mathcal{y} \cup \{\mathcal{y}_p\}$ où \mathcal{y}_p est un objet proposé aléatoirement dans ξ . L'état de la proposition de mort pour une configuration \mathcal{y} est $\mathcal{y}' = \mathcal{y} \setminus \{\mathcal{y}_i\}$ où \mathcal{y}_i est choisi aléatoirement dans \mathcal{y} . L'état pour la proposition de translation est noté $\mathcal{y}' = \mathcal{y} \setminus \{\mathcal{y}_i\} \cup \{\mathcal{y}_p\}$ où \mathcal{y}_i est choisi dans \mathcal{y} et \mathcal{y}_p est un objet proposé aléatoirement dans un voisinage proche de \mathcal{y}_i . Les différentes propositions sont acceptées avec la probabilité $\min(1, \tau_j)$ où τ_j est le rapport d'acceptation de Green associé aux propositions $j = B, D$ ou TR (pour Birth, Death et Translation). Ils sont définis par :

$$\tau_B = \frac{p_B f(\mathcal{y}'/\theta) v(\xi)}{p_D f(\mathcal{y}/\theta) \#\mathcal{y} + 1}$$

$$\tau_D = \frac{p_B f(\mathcal{y}'/\theta) \#\mathcal{y}}{p_D f(\mathcal{y}/\theta) v(\xi)}$$

² Les rayons R et r peuvent être considérés proportionnels aux écarts-types Σ et σ : $\Sigma = C_1 R$, $\sigma = C_2 r$ où C_1 et C_2 sont deux constantes déterminées de manière à avoir des distributions gaussiennes d'énergie 0,9.

$$\tau_{TR} = \frac{f(\mathcal{Y}'/\theta)}{f(\mathcal{Y}/\theta)}$$

où p_B et p_D désignent respectivement les probabilités de choisir un mouvement de naissance, de mort, $\#\mathcal{Y}$ le nombre d'objets dans \mathcal{Y} et $v(\xi)$ le volume de ξ . Dans chacun de ces cas, le rapport $\frac{f(\mathcal{Y}'/\theta)}{f(\mathcal{Y}/\theta)} = e^{-\Delta U}$ où $\Delta U = U(\mathcal{Y}'/\theta) - U(\mathcal{Y}/\theta)$ ne dépend que des termes associés à l'ajout, l'enlèvement et la translation d'un objet. Le plus souvent, la détermination de $\hat{\mathcal{Y}}$ qui correspond à la configuration d'énergie minimale (ou de densité de probabilité maximale) se fait par un algorithme de recuit simulé. Il s'agira alors de définir les énergies interne et externe en fonction du problème adressé.

Dans les images expérimentales, l'intensité et le diamètre des particules 2d varient. Aussi, contrairement à ce que nous avons fait dans [1], les paramètres d'intensité et de rayon des particules 3d ne sont plus fixés au cours du processus d'optimisation. Nous les faisons varier à la naissance des particules.

2.3.5 Définitions de énergies internes et externes

Nous définissons ici des énergies internes et externes que nous avons utilisées pour le PPM 3d de PVRMPP. L'énergie interne de PVRMPP se décompose en deux énergies :

$$U_{int}(\mathcal{Y}/\theta_{int} = \{\beta, \gamma\}) = U_n(\mathcal{Y} / \beta) + U_s(\mathcal{Y} / \gamma)$$

$$U_n(\mathcal{Y} / \beta) = -\#\mathcal{Y} \log(\beta)$$

$$U_s(\mathcal{Y} / \gamma) = -\#\mathcal{N}(\mathcal{Y}) \log(\gamma)$$

Ici \mathcal{Y} désigne un PPM dans un espace ξ de dimension quelconque. $U_n(\mathcal{Y} / \beta)$ est une énergie qui permet au travers du paramètre β de contrôler le nombre moyen de points par unité de volume et $U_s(\mathcal{Y} / \gamma)$ est une énergie qui définit un processus ponctuel de Markov particulier appelé processus ponctuel de Strauss. Il est paramétré par γ où $0 \leq \gamma < 1$ qui permet de contrôler l'agrégation des objets [13]. $\#\mathcal{N}(\mathcal{Y})$ représente le nombre de voisins des objets \mathcal{Y} . Dans notre cas, deux objets \mathcal{Y}_i et \mathcal{Y}_j seront considérés voisins si $d(\mathcal{Y}_i, \mathcal{Y}_j) \leq R_i + R_j$ où R_i et R_j désignent respectivement les rayons des objets \mathcal{Y}_i et \mathcal{Y}_j . Si $\gamma = 1$, le processus (sans terme d'attache aux données) se comporte comme un processus ponctuel de Poisson homogène d'intensité β . Si $\gamma \in]0,1[$, les paires d'objets telles que $d(\mathcal{Y}_i, \mathcal{Y}_j) \leq R_i + R_j$ sont pénalisées. Si $\gamma = 0$, le processus interdit que deux objets interagissent entre eux et est dit *hard core*. Nous choisissons la distance euclidienne pour d .

L'énergie externe de PVRMPP est obtenue à partir de l'erreur quadratique moyenne entre les intensités contenues dans les K projections et les valeurs obtenus en projetant les particules 3d contenues dans la population courante [10].

3 Résultats

3.1 Montage expérimental

L'expérience a été réalisée dans un canal en plexiglas de longueur 5000 mm composé de 4 sections de taille 520x304 mm (hauteur x largeur) avec une longueur de 750 mm chacune et une pente de 5%. L'eau circule d'un réservoir supérieur à une cuve inférieure par gravité. Le débit d'écoulement est fixé à 34 l/s. L'écoulement turbulent traverse les bassins successifs séparés par un jeu de grille.

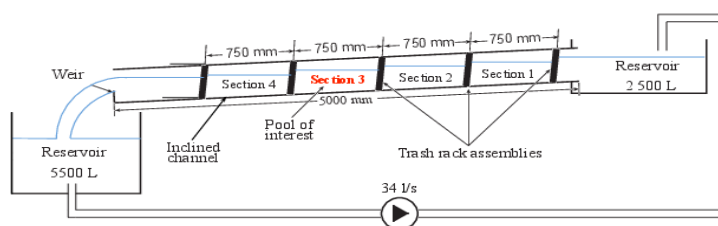


Figure 1: Installation expérimentale

Un schéma du montage expérimental est présenté sur la figure 1. Le diamètre hydraulique du canal, $D_h = h_c W / (2h_c + W)$, est de l'ordre de 0,1 m, avec h_c la hauteur d'eau au centre de chaque bassin et W la largeur de ce dernier. La vitesse débitante de l'écoulement au travers de chaque bassin, $U_0 = Q / (h_c W)$, est de 0,35 m/s, avec Q le débit volumique de l'écoulement. Ceci correspond à un nombre de Reynolds, Re_{DH} , de 30400. L'écoulement est sous critique avec un nombre de Froude $Fr = U_0 / \sqrt{gh_c}$ de 0,2, avec g l'accélération de la pesanteur. Pour générer l'écoulement turbulent, un assemblage de grilles a été installé à l'entrée de chaque section et permet d'obtenir un nombre de Reynolds, Re_M , calculé sur la géométrie de la grille (M représente la taille des ouvertures d'une grille), égal à 4300. Les mesures de la Tomo-PIV ont été prises au niveau de la section 3 ce qui permet le bon établissement de l'écoulement et des conditions d'équilibre entre chaque bassin. Tous les détails de l'expérience sont présentés dans [13].

3.2 Calibration

La calibration volumique a été réalisée en utilisant une mire de calibration déplacée par pas de 3 mm, suivant l'axe Z du volume de mesure. Ainsi, 11 images de la mire ont été acquises pour chaque caméra ce qui a permis de générer des matrices de calibration en utilisant le modèle Pinhole. La Tomographie PIV nécessite une grande précision au niveau de la calibration qui se mesure en fractions de pixel, inférieure à 0,4 pixels et de préférence 0,1 pixels, ce qui est souvent très difficile à vérifier dans les montages expérimentaux. Afin d'améliorer la précision de la calibration nous avons utilisé l'algorithme de désalignement Individual Volume Correction (IVC) proposé dans [14] qui permet de s'affranchir du problème de vibration des caméras durant notre acquisition. Ainsi nous avons pu réduire l'erreur de calibration de 10 pixels à 0,04 pixel.

3.3 Prétraitement des images

L'écoulement à surface libre que nous étudions est très instationnaire et entraîne la génération de bulles d'air qui sont transportées ensuite dans l'écoulement. Ces bulles peuvent entraîner deux problèmes : premièrement, lorsqu'elles sont capturées dans les images, elles augmentent la taille moyenne estimée des particules ce qui engendre une sur-estimation au niveau de la densité. Le deuxième problème est plutôt lié au résultat de reconstruction des volumes puisque l'existence des bulles peut causer des erreurs au niveau du croisement des lignes de vues et donc augmenter le nombre de particules fantômes ce qui influe sur la qualité de la corrélation. Pour diminuer l'impact de ce problème, nous appliquons un traitement en deux étapes. La première consiste à binariser les images à l'aide d'un seuil déterminé expérimentalement afin de mieux séparer les bulles de particules. La seconde étape consiste à détecter les bulles à l'aide de masques binaires circulaires de diamètre supérieur au diamètre maximal des particules. Un facteur de corrélation permet de valider ou pas la présence d'une bulle et de l'éliminer le cas échéant (figure 2). Dans le cadre de cette expérience, nous avons détecté en moyenne 3625 bulles de diamètre moyen 9,4 px. Par ailleurs, un filtre minimum de fenêtre $41 \times 41 \text{ px}^2$ et un filtre gaussien $3 \times 3 \text{ px}^2$ sont utilisés pour éliminer les pixels isolés et le bruit. Le nombre moyen de particules 2d est estimé à environ 35000 particules ce qui correspond à une densité de particules égale à environ 0,023 ppp qui est équivalente à $Ns = 0,18$.

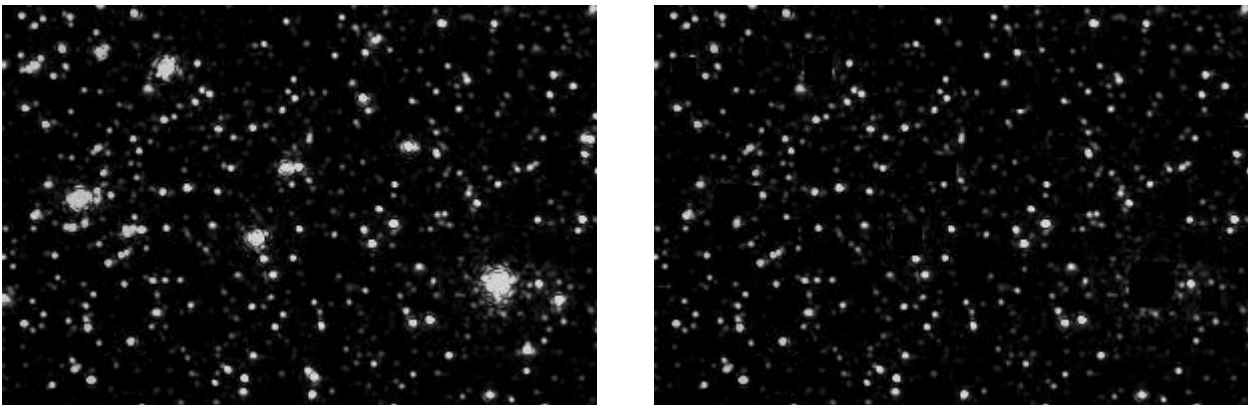


Figure 2. A gauche image avec bulles, à droite image sans bulles.

3.4 Reconstruction

L'algorithme IRW est lancé pour une itération avec 20 tirages aléatoires dans un rayon de 0,1 mm. Les paramètres de PVRMPP ont été choisis en fonction du nombre de particules, leurs intensités et leurs tailles. Les paramètres utilisés sont les suivants : $p_{TR} = p_B = p_D = 0,5$. Les paramètres de l'énergie interne sont $\theta_{int} = \{\beta; \gamma\} = \{0,15; 0\}$. Le recuit simulé est initialisé avec une température initiale T_0 et suit une loi de décroissance classique $T_t = T_0(T_f/T_0)^{t/N_{it}}$ où t est l'instant courant, T_f la température finale et N_{it} le nombre d'itérations maximal. Ici nous avons choisi $T_0 = 0,07$, $T_f = 0,03$ et $N_{it} = 1700000$. Deux particules sont considérées voisines si elles sont à une distance inférieure à 5 mm l'une de l'autre. A la naissance des particules 3d, nous faisons varier l'intensité des particules suivant 10 valeurs entre 0,0 et 1,0, le rayon des particules varie entre 1,5 et 3,5 mm. Pour les translations 20 mouvements sont effectués aléatoirement dans un rayon de 0,2 mm suivant x et y et de 0,5 mm suivant z.

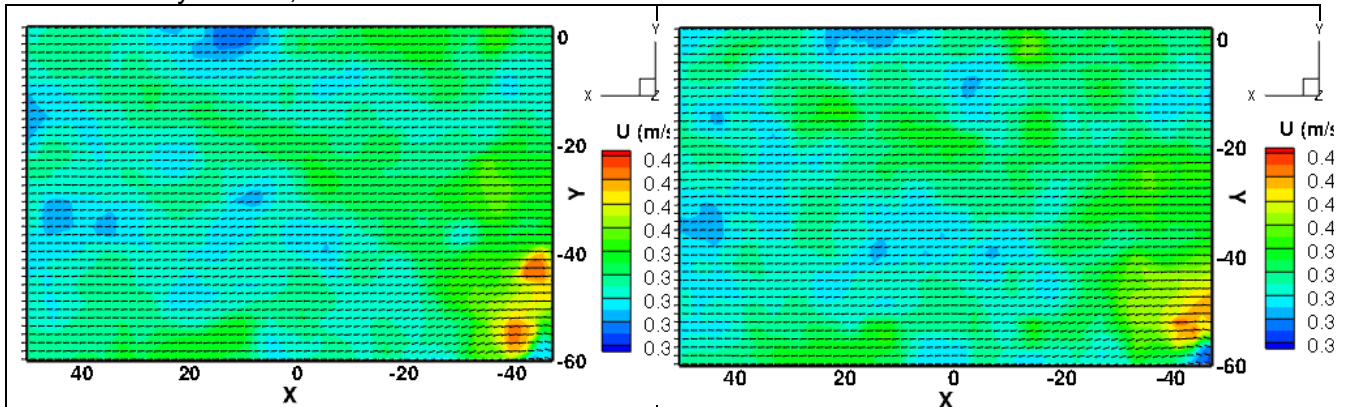


Figure 3 Coupe suivant z du champ de vitesses obtenu avec MINLOS-MART à gauche et IOD-PVRMPP à droite.

La méthode IOD-PVRMPP a été comparée à la méthode de référence MinLOS-MART. Pour les deux algorithmes, les images d'entrée sont les mêmes. L'algorithme MinLOS-MART a un pas de relaxation de 0,77 et effectue 5 itérations. Afin d'évaluer les résultats nous avons reconstruit des volumes à deux instants TS1 et TS2 et nous régénérons les projections de ces volumes. Nous comparons les facteurs de corrélation Q_i entre chaque image projetée et l'image réelle correspondante est calculée et le nombre de particules reconstruites des algorithmes IOD, IOD-PVRMPP et MinLOS-MART dans le tableau 1.

Algorithme	Q_i (%)		Nombre de particules	
	TS1	TS2	TS1	TS2
IOD	54,3	54,8	38025	46814
IOD-PVRMPP	81,5	81,2	56687	59943
MinLOS-MART	74,7	74,2	56608	59858

Tableau 1. Facteurs de corrélation Q_i et nombre de particules détectées aux instants TS1 et TS2 pour les méthodes IOD, IOD-PVRMPP et MinLOS-MART.

Afin d'avoir une comparaison qualitative, nous avons de plus calculé le champ de vitesses à partir des deux paires de volumes obtenus par les méthodes MinLOS-MART et IOD-PVRMPP avec une méthode d'inter-corrélation 3d avec des fenêtres 64 x 64 x 64 voxels et un chevauchement de 75%. Comme on peut le constater sur une coupe suivant z du champ en figure 3, les champs obtenus avec les deux méthodes sont très similaires.

4 Conclusion

Dans cette communication, nous avons proposé une nouvelle méthode de reconstruction de volumes de particules « orientée objets » fondée sur les processus ponctuels marqués et adaptée à l'étude de cas expérimentaux. Le formalisme mathématique de la méthode est bien adapté à la reconstruction de volumes de particules creux puisqu'il permet de ne reconstruire que les

particules 3d. Ainsi, pour des concentrations de particules de 0,0004 à 0,2 ppp, l'espace mémoire nécessaire à l'algorithme varie de 0,07 à 34 MB alors qu'il est de 286 MB pour l'algorithme MinLOS-MART. Nous avons montré que les projections des volumes obtenus sur les plans images est plus proches des images acquises que celles obtenues par MinLOS-MART. Maintenant que nous avons montré l'intérêt de la méthode proposée pour traiter des données synthétiques [10] et réelles nous envisageons d'optimiser le prototype du code que nous avons développé afin d'accélérer les temps de calculs. Par ailleurs, nous envisageons aussi l'utilisation de le comparer à d'autres méthodes « orientées objets ».

5 Remerciements

Les auteurs remercient le programme FP7/AFDAR n° 265695, le projet FEDER n° 34754 ainsi que le 14^{ième} CPER-FEDER pour le financement de ces travaux.

6 Références

- [1] R. Ben-Salah, O. Alata, B. Tremblais, L. Thomas, and L. David, "Particle volume reconstruction based on a marked point process and application to Tomo-PIV," in *European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2015)*, Nice (France), 2015.
- [2] N. A. Worth and T. B. Nickels, "Acceleration of Tomo-PIV by estimating the initial volume intensity distribution," *Exp Fluids*, vol. 45, no. 5, pp. 847–856, Jun. 2008.
- [3] T. Earl, R. Ben Salah, L. Thomas, B. Tremblais, S. Cochard, and L. David, "Volumetric Measurements by Tomographic PIV of an Open Channel Flow Behind a Turbulent Grid," in *Proceedings of the 18th Australasian Fluid Mechanics Conference*, Launceston, Australie, 2013, pp. 978-1-62748-146–5.
- [4] G. E. Elsinga, F. Scarano, and B. Wieneke, "Tomographic particle image velocimetry," *Exp Fluids*, vol. 41, pp. 933–947, 2006.
- [5] C. H. Atkinson and J. Soria, "An efficient simultaneous reconstruction technique for tomographic particle image velocimetry," *Experiments in Fluids*, vol. 47, no. 4–5, pp. 553–568, 2009.
- [6] L. Thomas, B. Tremblais, and L. David, "Optimization of the volume reconstruction for classical Tomo-PIV algorithms (MART, BIMART and SMART): synthetic and experimental studies," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 25, no. 3, p. 35303, Mar. 2014.
- [7] S. Discetti and T. Astarita, "Fast multi-resolution 3D PIV with direct correlations and sparse arrays," in *Forum on recent developments in Volume Reconstruction techniques applied to 3D fluid and solid mechanics*, Poitiers, France, 2011.
- [8] B. Wieneke, "Iterative reconstruction of volumetric particle distribution," *Measurement Science and Technology*, vol. 24, no. 2, p. 24008, 2013.
- [9] R. Ben Salah, T. Earl, L. Thomas, B. Tremblais, S. Cochard, and L. David, "Mesure volumique par tomo-PIV d'un écoulement dans un canal turbulent de surface libre derrière une grille," in *****, Rouen, France, 2012, p. ***.
- [10] R. Ben-Salah, "Élaboration d'une méthode tomographique de reconstruction 3D en vélocimétrie par image de particules basée sur les processus ponctuels marqués," Université de Poitiers, Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées, Poitiers, 2015.
- [11] R. Stoica, X. Descombes, and J. Zerubia, "A Gibbs Point Process for Road Extraction from Remotely Sensed Images," *Int. J. Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 121–136, mai 2004.
- [12] P. J. Green, "Reversible jump Markov chain Monte Carlo computation and Bayesian model determination," *Biometrika*, vol. 82, no. 4, pp. 711–732, Dec. 1995.
- [13] M. N. M. Van-Lieshout, *Markov point processes and their applications*. Imperial College Press/World Scientific Publishing, 2000.
- [14] T. A. Earl, S. Cochard, L. Thomas, B. Tremblais, and L. David, "Implementation of vibration correction schemes to the evaluation of a turbulent flow in an open channel by tomographic particle image velocimetry," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 26, no. 1, p. 15303, Jan. 2015.