

Suivi robuste de poissons dans des passes à poissons par filtrage particulaire et transformée en curvelets

Romain QUÉRÉ, Renaud PÉTERI

Laboratoire Mathématiques, Image et Applications (MIA)
Avenue Michel Crépeau, 17042 La Rochelle, France
{romain.quere, renaud.peteri}@univ-lr.fr

Résumé – Cet article porte sur le développement d’un algorithme de suivi d’objets déformables (ici des poissons) dans des environnements fluides turbulents. Le poisson constitue une cible difficile car déformable, non texturée et dont la radiométrie est par moment similaire à celle du fond dynamique. L’algorithme de suivi proposé est basé sur le filtrage particulaire et la transformée en curvelets. Le filtre particulaire utilise l’énergie des sous-bandes de curvelets dans le terme de vraisemblance. Adaptée aux structures curvilignes, l’utilisation de la transformée en curvelets est plus robuste qu’une vraisemblance basée sur les niveaux de gris. La méthode est appliquée avec succès sur des séquences réelles de poissons dans des passes présentant des écoulements turbulents. Les perspectives de la méthode sont enfin discutées.

Abstract – This paper presents a new tracking algorithm for deformable objects (fishes) in turbulent environments. Fishes are difficult targets, as they are deformable, non-textured, with a radiometry sometimes similar to the dynamic background. The proposed tracking algorithm is based on particle filtering and the curvelet transform. The particle filter likelihood term is based on the energy of the curvelet subbands. Suitable for representing curves in an image, the use of the 2D curvelet transform is more robust than a likelihood function based on gray levels. The method is successfully applied on real sequences of fishes in turbulent flows. Future prospects are finally exposed.

1 Contexte

La directive sur L’Eau adoptée en 2000 établit un cadre pour une politique communautaire dans le domaine de l’eau et notamment pour la préservation et restauration de la continuité biologique. Dans ce contexte, et en collaboration avec le laboratoire de mécanique des fluides de Poitiers (LEA), nous sommes intéressés aux parcours des poissons remontant les passes à poissons. La problématique est de déterminer un positionnement adapté d’obstacles dans la passe qui permette aux poissons de remonter le courant. Il s’agit donc de pouvoir suivre les poissons pour déterminer s’ils peuvent sortir de la passe en fonction du positionnement de ces obstacles (voir figure 1 pour un modèle de passe à poissons, avec un zoom sur le poisson à suivre).

Ce problème concret pose un certain nombre de difficultés du point de vue du traitement d’images :

- Le poisson est une cible déformable, de petite taille et sans information de couleur ni de texture.
- Le milieu est transparent mais peut présenter à la surface des reflets spéculaires
- Le milieu est par endroit très turbulent (notamment à proximité des vortex créés par les obstacles posés dans la passe)

Cet article porte donc sur le développement d’un algorithme de suivi d’objets déformables (ici des poissons) dans des environnements fluides turbulents.

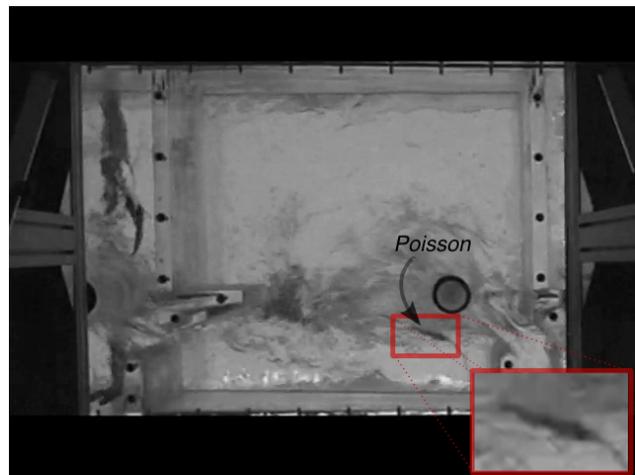


FIGURE 1 – Une image de la séquence du poisson dans la passe avec un agrandissement sur la zone d’intérêt

2 Méthode de suivi par filtre particulaire et transformée en curvelets

2.1 Le filtrage particulaire

L’algorithme de suivi de poisson utilise le filtrage particulaire, qui est un algorithme probabiliste permettant d’estimer un état caché d’un système à partir de ses observations [1].

Le filtrage particulaire est très efficace pour une estimation non-linéaire et non Gaussienne de l'état d'une cible à l'instant t , notée X_t , conditionnellement aux mesures $Z_{1:t}$ de l'instant initial jusqu'à l'instant t .

L'idée principale est d'estimer une densité de probabilité *a posteriori* par un ensemble de particules $\{s_t^{(n)}, n = 1 \dots N\}$ avec des poids associés $\{\pi_t^{(n)}, n = 1 \dots N\}$ et de calculer l'état estimé à partir de :

$$p(X_t|Z_{1:t}) = \sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} \delta(x - s_t^{(n)}) \quad (1)$$

où $s_t^{(n)}$ est un état hypothétique de la cible et $\pi_t^{(n)}$ est proportionnel à la probabilité de l'état $s_t^{(n)}$. L'ensemble des particules est propagé temporellement en deux étapes. Les particules sont d'abord sélectionnées proportionnellement à leur poids : les particules de poids forts sont dupliquées alors que celle de poids faibles sont éliminées (étape de rééchantillonnage). Les particules sont alors propagées et pondérées selon une densité d'importance traduisant les régions d'intérêt dans l'espace d'état. La somme des fonctions de Dirac pondérées par les poids des particules et centrées en les particules constitue une approximation de la distribution de probabilité *a posteriori* $p(X_t|Z_{1:t})$ (i.e. *pdf*) sur l'état de la cible [1].

La méthode de filtre particulaire utilisé dans cet article est le filtre *bootstrap* (voir figure 2) pour lequel l'étape de prédiction est donnée par le modèle dynamique.

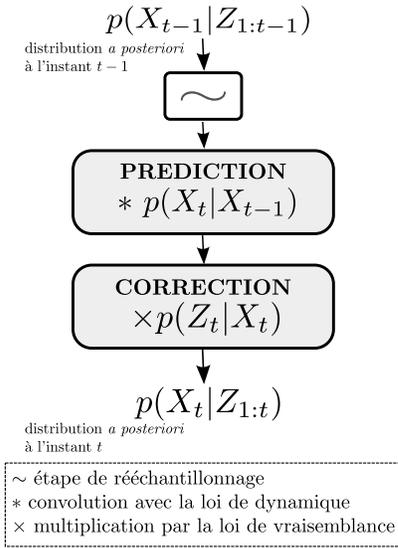


FIGURE 2 – Filtre *bootstrap*

2.2 Espace d'état

L'espace d'état représente l'ensemble des informations caractérisant l'objet suivi à l'instant t . Ici, le vecteur d'état est

simplement défini comme :

$$X_t = \{x_t, y_t, x_{t-1}, y_{t-1}\}, \quad (2)$$

où x_t et y_t représentent les coordonnées dans l'image de la particule considérée à l'instant t .

2.3 Modèle dynamique

Dans le filtre *bootstrap*, le modèle dynamique décrit l'évolution du processus i.e. du vecteur d'état X_t . Il se base sur les positions et les vitesses estimées sur les images précédentes. La vitesse est mise à jour selon :

$$\dot{x}_t = x_t - x_{t-1} \quad (3)$$

$$\dot{y}_t = y_t - y_{t-1} \quad (4)$$

Les coordonnées x_t et y_t de la particule sont alors obtenues à partir des densités de probabilités suivantes :

$$p(x_t|x_{t-1}) = \mathcal{N}(x_t; x_{t-1} + \dot{x}_{t-1}, \sigma_d^2) \quad (5)$$

$$p(y_t|y_{t-1}) = \mathcal{N}(y_t; y_{t-1} + \dot{y}_{t-1}, \sigma_d^2) \quad (6)$$

où \mathcal{N} est la loi normale d'écart-type σ_d (bruit de dynamique).

2.4 Modèle d'observation

Le modèle d'observation détermine les poids des particules utilisés dans l'étape de rééchantillonnage. Dans notre cas, définir une vraisemblance fiable est un problème difficile car les vortex et les reflets de l'eau ont une apparence par endroit proche de celle du poisson. Si les informations de texture ou d'intensité ne semblent pas pertinentes pour caractériser le poisson, sa forme curviligne est plus discriminante par rapport au fond dynamique. Nous nous sommes donc orientés vers la transformée en curvelets [2, 3], qui est bien adaptée pour représenter les structures de codimension 1, ici des courbes dans le cadre des images.

La figure 3 montre un exemple de curvelet pour une orientation et une échelle donnée, ainsi que sa représentation fréquentielle.

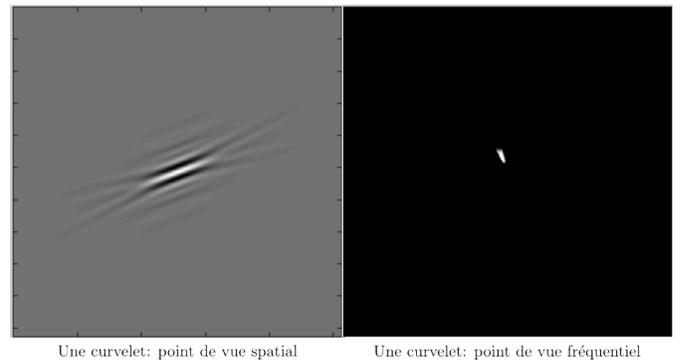


FIGURE 3 – Représentation spatiale et fréquentielle d'une curvelet pour une orientation et une échelle donnée.

L'utilisation dans la vraisemblance du filtre particulière de l'information directionnelle et multi-échelle apportée par la transformée en curvelets se fait en deux étapes successives :

1. obtention par transformation curvelets 2D de cartes d'énergie (χ_t) contenant les structures curvilignes en mouvement dans la séquence,
2. utilisation de ces cartes (χ_t) dans la vraisemblance du filtre.

Obtention des cartes (χ_t) par transformée en curvelets

La méthode de suivi utilise une signature basée sur l'énergie des sous-bandes de curvelets dans la fonction de vraisemblance du filtre particulière. Plus précisément, une signature pour chaque image de la séquence est obtenue en effectuant une transformée en curvelets sur J échelles, puis en agrégeant radialement les coefficients dans le domaine fréquentiel.

En chaque pixel \mathbf{p} de l'image à l'instant t de la séquence est alors affecté un vecteur caractéristique $\mathbf{V}_t(\mathbf{p})$:

$$\mathbf{V}_t(\mathbf{p})^T = [C_t^{\theta_1}(\mathbf{p}), \dots, C_t^{\theta_{N_{max}}}(\mathbf{p})] \quad (7)$$

où N_{max} est le nombre maximum de secteurs angulaires de la transformée curvelets.

Chaque élément $C_t^{\theta_i}$ de \mathbf{V}_t issue de la transformée curvelets caractérise les structures curvilignes de l'image pour une orientation donnée θ_i .

De manière à ne caractériser que les structures curvilignes en mouvement, on extrait une carte d'énergie χ_t pour l'image à l'instant t selon :

$$\chi_t = \sum_{i=1}^{N_{max}} (|C_t^{\theta_i}| - |C_{Mean}^{\theta_i}|)^2 \quad (8)$$

où $C_{Mean}^{\theta_i}$ est l'image obtenue en moyennant les sous-bandes de curvelets dans la direction θ_i sur les N_0 premières images de la séquence. En faisant la différence avec $C_{Mean}^{\theta_i}$ qui représente l'apprentissage du fond statique, on obtient ainsi les structures curvilignes en mouvement.

Utilisation des cartes (χ_t) dans le modèle d'observation

Dans l'étape de correction du filtre (figure 2), le modèle d'observation pour une particule va être fonction de sa valeur en χ_t . Le calcul du poids $\pi_t^{(n)}$ de $s_t^{(n)}$, la n^{ieme} particule à l'instant t , a pour expression :

$$\pi_t^{(n)} \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{[\chi_t(\mathbf{p}_{s_t^{(n)}})]^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

où $\mathbf{p}_{s_t^{(n)}}$ représente les coordonnées dans l'image de la particule considérée et σ représente la variance du bruit de mesure.

La figure 4 montre la vraisemblance obtenue pour l'image de la figure 1 : le poisson correspond à une vraisemblance forte (zone blanche), ce qui permettra une estimation fiable de la

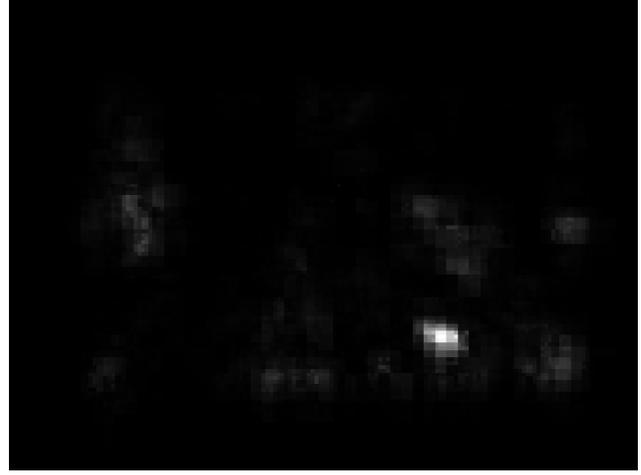


FIGURE 4 – Vraisemblance basée sur l'énergie des sous-bandes de curvelets calculée sur une image (le poisson apparaît au niveau de la zone blanche)

cible par le filtre particulière.

Au final, l'état moyen de l'objet à suivre pour un système à N particules est estimé au temps t par :

$$E[X_t] = \sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} s_t^{(n)} \quad (10)$$

3 Résultats

Le calcul de la transformée en curvelets [4] sur toute la séquence étant coûteuse en temps de calcul, le suivi n'est pas effectué en temps réel. Toutefois, ceci n'est pas un inconvénient pour notre application car l'objectif est de suivre les poissons pour ensuite pouvoir analyser leur comportement dans les passes.

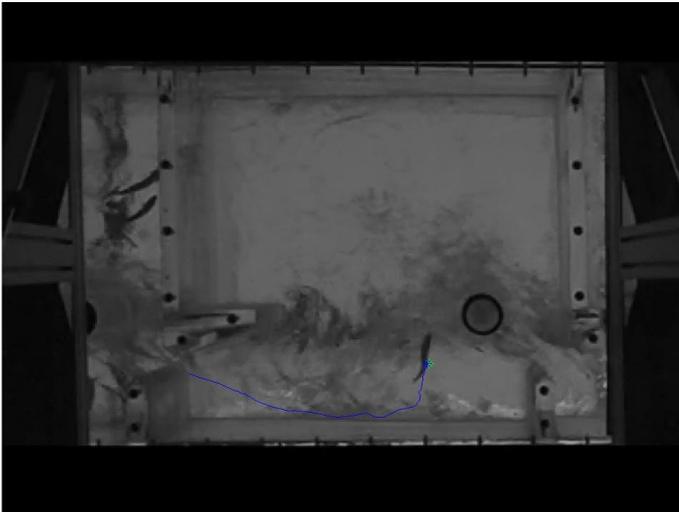
La méthode a été appliquée sur une séquence de passe à poissons prise en laboratoire. Le poisson se présente à l'entrée de la passe à gauche et doit en ressortir en bas à droite. La figure 5 présente les résultats de la méthode de suivi proposée, et sont comparés avec un suivi utilisant une vraisemblance basée sur les niveaux de gris de l'image [5]. Les vidéos de ces résultats sont disponibles en ligne¹. Les paramètres utilisés sont $J=6$ échelles et pour l'apprentissage du modèle du fond $N_0 = 40$.

Sur les figures 5(a.) et (c.), on peut remarquer que la méthode proposée permet de bien suivre la trajectoire du poisson, notamment lors qu'il traverse les turbulences créés par les vortex près des obstacles.

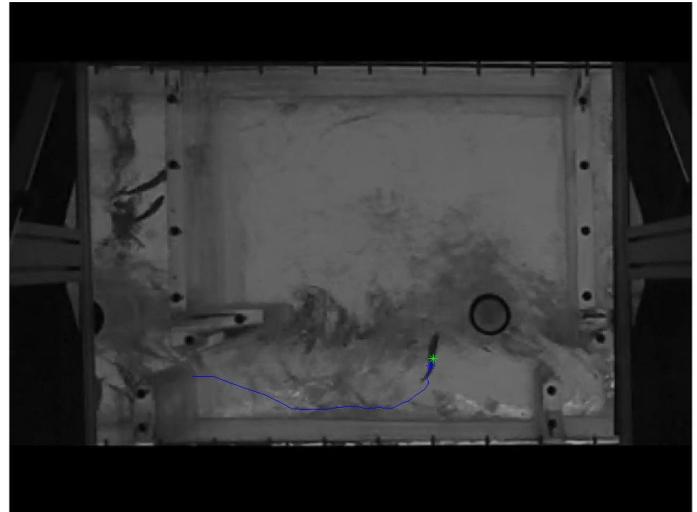
A l'inverse, un filtre particulière utilisant les niveaux de gris de l'image perd la cible lors de la traversée par le poisson de la zone de fortes turbulences.

1.

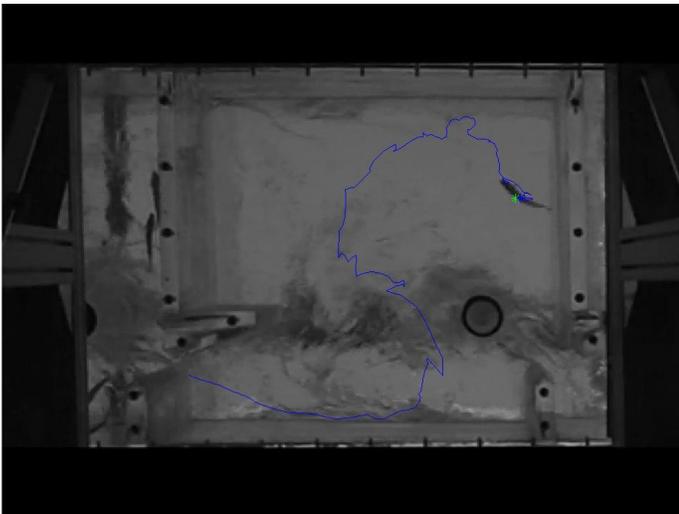
http://mia.univ-larochelle.fr/demos/suivi_poissons/



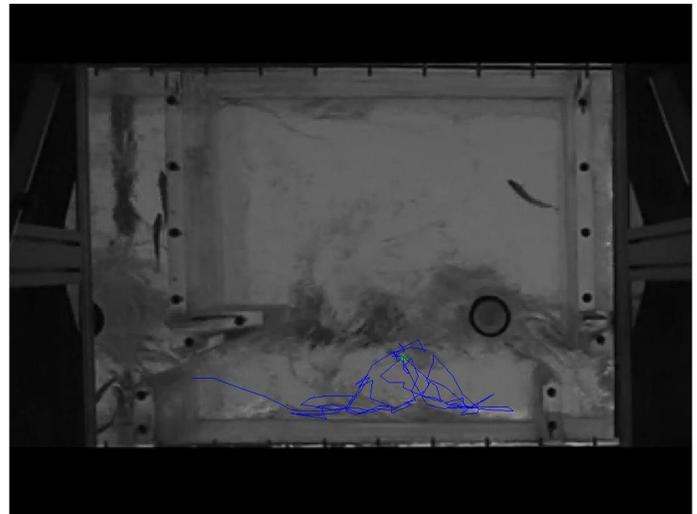
(a.) Suivi par notre méthode (image 72)



(b.) Suivi par vraisemblance niveaux de gris (image 72)



(c.) Suivi par notre méthode (image 198)



(d.) Suivi par vraisemblance niveaux de gris (image 198)

FIGURE 5 – Comparaison du suivi avec un filtre particulaire basé curvelets/niveaux de gris

4 Perspectives

Des tests ont été faits sur plusieurs séquences et montrent la robustesse de l'algorithme de suivi. Les travaux actuels portent sur l'analyse des trajectoires obtenues et l'étude de l'influence du positionnement des plots dans la passe. Enfin, nous étudions le fait d'utiliser la signature obtenue pour la suppression du fond dynamique.

Références

- [1] M. Isard, *Visual Motion Analysis by Probabilistic Propagation of Conditional Density*. PhD thesis, Oxford University, 1998.
- [2] E. Candes and D. Donoho, *Curvelets : A Surprisingly Effective Nonadaptive Representation for Objects with Edges*, pp. 105–120, *Curves and Surfaces*. Vanderbilt University Press, Nashville, TN, 2000.
- [3] E. Candès, L. Demanet, D. Donoho, and L. Ying. Fast discrete curvelet transforms. *Multiscale Modeling & Simulation*, 5 :861–899, 2006.
- [4] CurveLab 2.1.2. <http://www.curvelet.org/>, April 2008
- [5] K. Nummiaro, E. Koller-Meier, and L. V. Gool. An adaptive color-based particle filter. *Image And Vision Computing*, 21(1) :99–110, 2003.