

Analyse automatique de la trajectoire de poissons dans des passes à poissons

Corentin Rabu^{ad}, Benoit Tremblais^b, Renaud Péteri^c,
Laurent Mascarilla^c, Laurent David^{ad}, Damien Calluau^{ad}

^a Institut Pprime, CNRS-Université de Poitiers-ISAE ENSMA, 11 Boulevard Marie et Pierre Curie,
TSA 51124, 86073 Poitiers cedex 9, France,

{corentin.rabu, laurent.david, damien.calluau}@univ-poitiers.fr

^b Université de Poitiers, laboratoire XLIM, Axe ASALI/SRI, UMR7252 CNRS, Poitiers, France,
{benoit.tremblais}@univ-poitiers.fr

^c Laboratoire MIA, Université de La Rochelle, Avenue Michel Crépeau, 17042 La Rochelle, France,
{renaud.peteri, laurent.mascarilla}@univ-lr.fr

^d Pôle R&D écohydraulique, OFB-IMFT-PPRIME, 2 All. du Professeur Camille Soula 31400
Toulouse, France

Mots-clés : *écohydraulique, vision par ordinateur, traitement d'images, deep learning, trajectoires de poissons*

1 Introduction

Le réseau hydrographique français est aujourd'hui fortement morcelé par de nombreux ouvrages d'origine anthropique. Ces infrastructures constituent des obstacles physiques susceptibles d'entraver la migration piscicole, limitant ainsi l'accès aux zones de reproduction. À long terme, ces ouvrages peuvent perturber la présence locale de certaines espèces [1]. Dans ce contexte, la restauration de la continuité écologique des cours d'eau représente un enjeu majeur. Divers dispositifs de franchissement ont ainsi été conçus afin de faciliter le passage des poissons. Parmi eux, les passes à poissons à bassins successifs figurent parmi les solutions les plus largement déployées en France. Leur principe repose sur une succession de bassins assurant une connexion hydraulique progressive entre l'aval et l'amont.

L'Institut P' de l'Université de Poitiers dispose d'un modèle réduit de passe à poissons à fentes verticales, dont la géométrie et les conditions hydrauliques sont modulables. Ce dispositif expérimental permet de réaliser des mesures hydrauliques et hydrodynamiques de l'écoulement dans une optique d'optimisation des conditions de franchissement. Toutefois, l'évaluation de l'efficacité réelle de la passe nécessite la mise en œuvre d'essais biologiques. À cet effet, des campagnes expérimentales ont été menées sur des truites communes (*Salmo trutta*) et des chevesnes (*Squalius cephalus*). L'enjeu central de ces travaux réside dans l'analyse fine du comportement des poissons au sein de la passe, afin d'en extraire des indicateurs quantitatifs fiables permettant de caractériser et de valider les performances du dispositif. Plusieurs indicateurs clés sont considérés, notamment le taux de succès du franchissement et le temps moyen de transit. L'extraction manuelle de ces informations s'avérant particulièrement chronophage et peu scalable, le recours à des méthodes automatiques d'analyse vidéo apparaît indispensable.

Le jeu de données exploité comprend 45 heures de vidéos acquises en 2010, réparties en 1 065 séquences contenant exclusivement des passages de poissons. Les vidéos ont été enregistrées à une résolution de 720×576 pixels et à une fréquence de 25 images par seconde. La présence de forts remous, combinée à un faible niveau de texture des images (cf. Fig. 1), rend la détection des poissons particulièrement complexe. Dans ce contexte, les approches basées sur le deep learning offrent des perspectives prometteuses pour l'exploitation robuste de ces données. Dans un premier temps, les méthodes d'analyse vidéo mises en œuvre pour l'extraction des

indicateurs recherchés sont présentées, avant d’aborder les différentes modalités de valorisation des informations produites par les modèles développés.

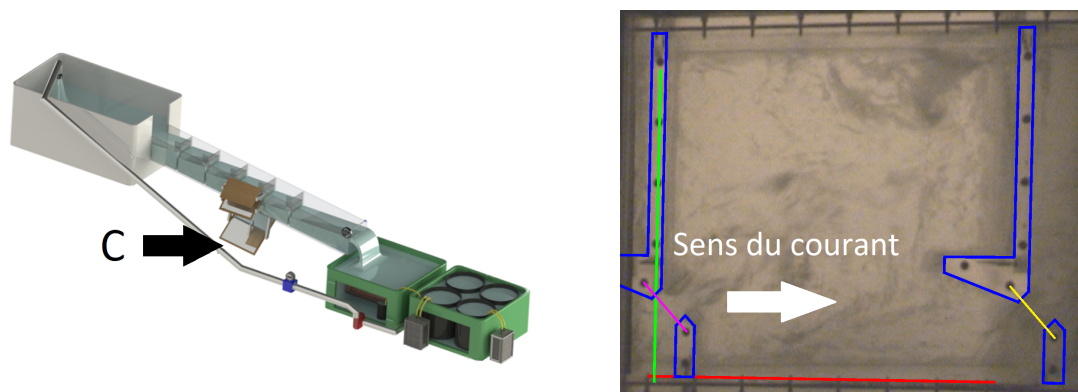


FIG. 1 – Gauche : modèle 3D de la passe à poisson. C : caméra filmant par le dessous grâce à un miroir à 45°. Droite : Image type d’une vidéo. En bleu, la superposition du plan calculé par homographie sur la vidéo. En rouge l’axe x et en vert l’axe y du repère physique. En magenta, l’entrée et en jaune la sortie de la passe à poissons.

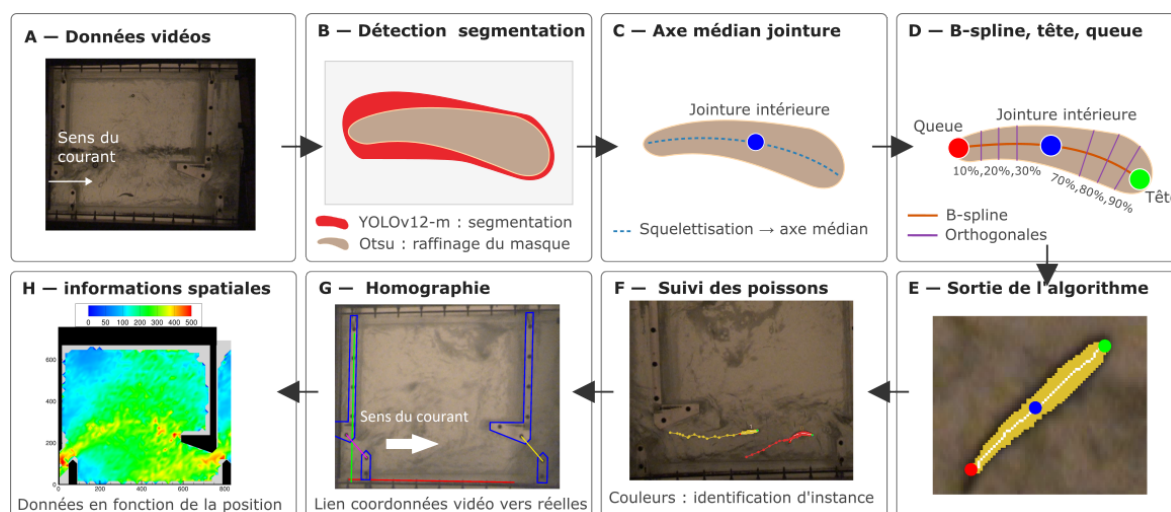


FIG. 2 – Étapes de l’algorithme.

2 Algorithme d’extraction des indicateurs

L’extraction des informations d’intérêt repose sur une segmentation précise et une estimation fiable de la pose (position et orientation) des poissons. Le processus proposé combine apprentissage profond et morphologie mathématique. Les différentes étapes de l’algorithme sont présentées en figure 2.

La segmentation des poissons (cf. Fig. 2-B) est réalisée à l’aide du modèle YOLOv12-m [2]. Un jeu de données de 10 000 images annotées manuellement est utilisé, réparti en ensembles d’entraînement (70%), de validation (20%) et de test (10%). Le modèle YOLOv12-m de la librairie Ultralytics (<https://www.ultralytics.com/>) est entraîné sur environ 300 époques et atteint une mAP50 [3] de 96% et une mAP50-95 de 55%. La segmentation restant parfaite, notamment au niveau de la queue, un seuillage d’Otsu [4] est appliqué aux pixels situés à l’intérieur de chaque masque afin de raffiner les contours.

La pose est estimée à partir de l’axe médian de chaque poisson segmenté (cf. Fig. 2-C) qui est

calculé par un algorithme d'amincissement [5]. L'axe obtenu correspond à un chemin 8-connexe d'un pixel de largeur. L'axe médian est interpolé par une B-spline de degré 3 (cf. Fig. 2-D). Des droites orthogonales à cette B-spline sont tracées à 10 %, 20 %, 30 % et 70 %, 80 %, 90 % de sa longueur. Les intersections avec le contour de la segmentation sont calculées et le coté avec la somme de longueurs de segments le plus élevé est associé à la tête. Afin de limiter les erreurs ponctuelles, l'étiquette de la tête est contrainte à rester majoritaire sur une séquence de détections continues. Une étape de suivi est préalablement appliquée afin d'identifier les poissons au cours du temps (cf. Fig. 2-F).

Les données étant constituées de vidéos, une conversion des métriques exprimées en pixels vers des métriques physiques est nécessaire. Un plan contenant les coordonnées de points caractéristiques de la passe est disponible. Le point de vue de la caméra étant fixe pour chaque configuration, une homographie [6] est estimée entre des points clés identifiés manuellement et leurs correspondances dans le repère physique. Cette transformation permet à la fois la conversion des distances en unités métriques et la correction de l'inclinaison de la caméra. La Fig. 1 illustre le résultat du recalage du plan de la passe et du repère physique sur la vidéo.

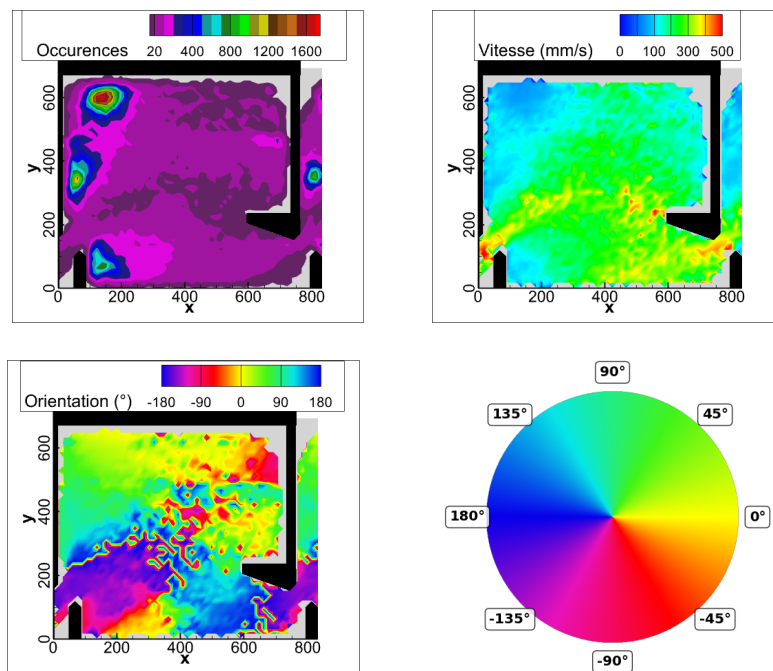
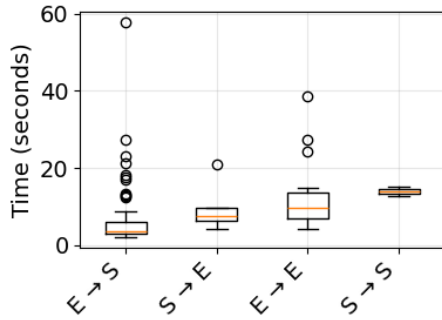


FIG. 3 – Haut gauche : Positions cumulées des poissons (nombre). Haut droite : moyenne de la norme de la vitesse instantanée (mm/s). Bas gauche : orientation moyenne des poissons. Bas droite : rose des directions de la carte d'orientation moyenne

3 Analyse des résultats

En cumulant les informations obtenues sur les poissons, des indicateurs peuvent être calculés pour l'ensemble de la passe à poissons. La passe est divisée spatialement en une grille dans laquelle chaque case contient une information locale. Cette approche considère les détections comme indépendantes des trajectoires. La figure 3 présente la position cumulée, la vitesse moyenne et l'orientation moyenne des poissons sur approximativement 300 trajectoires provenant de 234 vidéos. Le taux de succès et le temps médian de transit des poissons au sein de la passe peuvent également être estimés.

L'analyse des trajectoires d'un échantillon de 116 chevesnes dans une passe à poissons dépourvue d'obstacles met en évidence les temps de passage présentés en Fig. 4. Le taux de succès estimé par l'algorithme atteint 83 %. Il est défini comme le rapport entre le nombre de poissons



Scénario	Nombre	\bar{t} (s)	\tilde{t} (s)	σ_t (s)
$E \rightarrow S$	77	6.53	3.64	7.81
$E \rightarrow E$	16	12.97	9.66	9.10
$S \rightarrow E$	5	9.74	7.52	5.89
$S \rightarrow S$	2	13.94	13.94	1.14
Données manuelles				
$E \rightarrow S$	77	6.55	3.64	7.81
$E \rightarrow E$	16	12.52	9.28	9.08
$S \rightarrow E$	5	9.66	7.44	5.93
$S \rightarrow S$	2	13.94	13.94	1.14

FIG. 4 – Temps de transit selon les scénarios après troncature symétrique aux centiles 5%–95% par scénario (100 trajectoires sur 116). E et S désignent respectivement l’entrée et la sortie du bassin. \bar{t} , \tilde{t} , σ_t désignent respectivement les valeurs de la moyenne, la médiane et l’écart-type des temps de transit.

entrants ayant effectivement traversé la passe et le nombre total de poissons entrants. Celui estimé manuellement est le même. Sur un total de 234 vidéos, 108 peuvent être utilisées sans nécessiter de modifications.

4 Conclusions et perspectives

L’algorithme proposé permet une détection efficace des poissons du jeu de données malgré des conditions d’acquisition difficiles. La segmentation obtenue est globalement précise, à l’exception de la queue du poisson, dont la détection reste délicate dans les conditions considérées. Les traitements mis en œuvre permettent l’obtention automatique de statistiques pertinentes pour l’évaluation des conditions de traversée des poissons.

Des travaux ultérieurs porteront sur l’amélioration du suivi afin de gérer de manière robuste le passage simultané de plusieurs poissons. La détection par YOLO étant sensible au flou de mouvement, le remplacement par un modèle de détection récurrent est envisagé.

Références

- [1] Cornu Vincent, Baran Philippe, Callaud Damien and David Laurent. *Effects of various configurations of vertical slot fishways on fish behaviour in an experimental flume*. In *Proceedings of the 9th International Symposium on Ecohydraulics (ISE 2012)*, Vienne, Austria, 2012.
- [2] Tian Yunjie, Ye Qixiang and Doermann David. *YOLOv12 : Attention-Centric Real-Time Object Detectors*. arXiv preprint arXiv :2502.12524, 2025. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.12524>
- [3] Everingham Mark, Van Gool Luc, Williams Christopher K. I., Winn John and Zisserman Andrew. *The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge*. International Journal of Computer Vision (IJCV), 2010. <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>
- [4] Otsu Nobuyuki. *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 9, no. 1, pp. 62–66, 1979. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- [5] Zhang T. Y. and Suen C. Y. *A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns*. Communications of the ACM, vol. 27, no. 3, pp. 236–239, 1984.
- [6] Hartley Richard and Zisserman Andrew. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, 2nd edition, 2004.