

Suivi de poissons dans des images sous-marines pour la reconnaissance et identification de thons et de requins.



COMMANDRÉ Benjamin

Université de Montpellier



4 juillet 2016



Encadré par :
Marc CHAUMONT
Gérard SUBSOL



Introduction

Contexte

LIRMM, Équipe ICAR. Traitement de l'image.

Marc CHAUMONT et Gérard SUBSOL

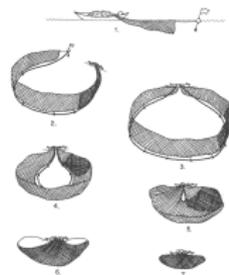
Laboratoire MARBEC. Écologie, biodiversité marine

Manuella CAPELLO, Fabien FORGET et Laurent DAGORN

Introduction

Sujet

Dispositif de Concentration de Poisson ou DCP aux thons.



Prises accessoires : requins soyeux.

Suivre les trajectoires des requins dans le temps/espace.

L. DAGORN et AL. (2013). « Is it good or bad to fish with FADs? What are the real impacts of the use of drifting FADs on pelagic marine ecosystems? » In : *Fish and Fisheries*, p. 391–415

Introduction

Descripteurs

Suivi par filtre à particules

Réseaux de neurones profond

Résultats

Conclusion

Introduction

Problématique

Introduction

Descripteurs

Suivi par filtre à particules

Réseaux de neurones profond

Résultats

Conclusion

Introduction

Problématique

Sommaire

- 1 Descripteurs
 - Histogramme couleur
 - Motifs binaires locaux
 - Histogramme de gradients orientés
 - Comparaison des descripteurs
- 2 Suivi par filtre à particules
 - Principe
 - Améliorations
- 3 Réseaux de neurones profond
- 4 Résultats
 - Méthodologie
 - Résultats obtenus
- 5 Conclusion

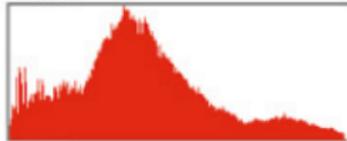
Descripteurs

Histogrammes couleur

Distribution des couleurs de l'image.



ROUGE



VERT



BLEU



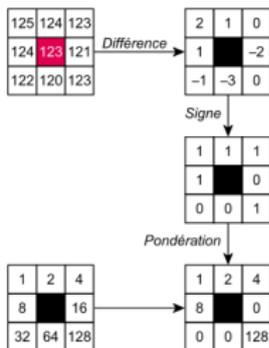


Descripteurs

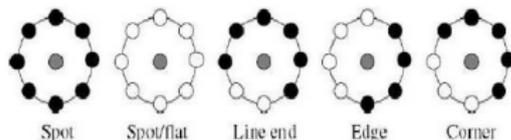
Motifs binaires locaux

Texture.

Augmenter représentativité du descripteur.



$$\text{LBP} = 1 + 2 + 4 + 8 + 128 = 143$$



Kushsairy KADIR et al. (2014). « A comparative study between LBP and Haar-like features for Face Detection using OpenCV ». In : *Engineering Technology and Technopreneuship (ICE2T)*

Descripteurs

Histogrammes de gradients orientés

Définis par Navneet DALAL et Bill TRIGGS .



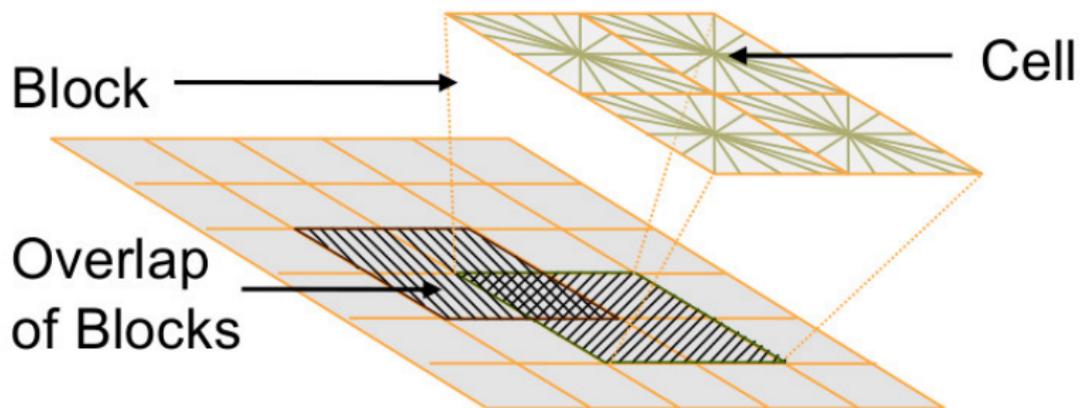
$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ Gradient en } x.$$

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \text{ Gradient en } y.$$

N. DALAL et B. TRIGGS (2005). « Histograms of oriented gradients for human detection ». In : *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*

Descripteurs

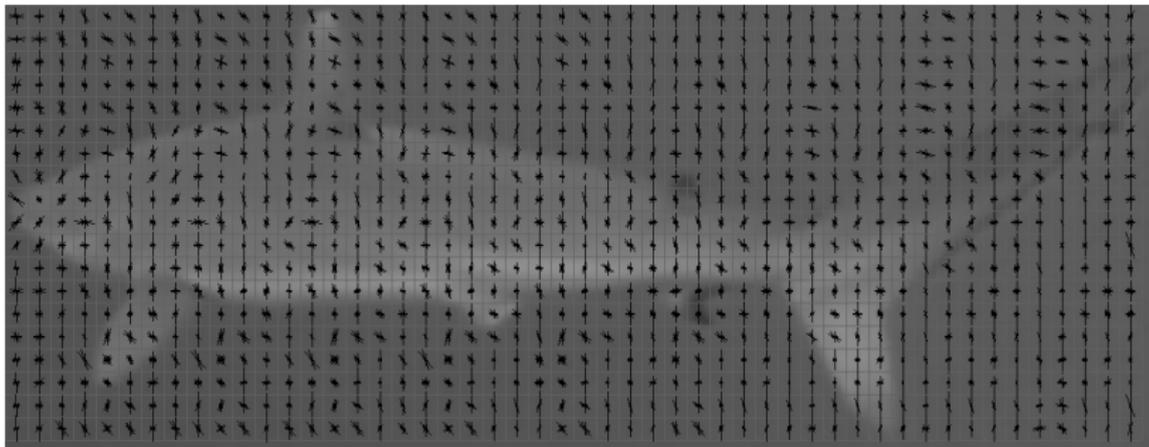
Histogrammes de gradients orientés



Descripteurs

Histogrammes de gradients orientés

Représentation du HOG d'un requin.



Descripteurs

HOG en Cascade



Pablo Augusto NEGRI (2008). « Détection et reconnaissance d'objets structurés : application aux transports intelligents ». Thèse de doct. Paris 6

Descripteurs

Distance de Bhattacharyya

Soit deux histogrammes p et q

$$D_B(p, q) = \exp(-\lambda * BC(p, q)^2) \quad (1)$$

$$BC = \sqrt{1 - \frac{1}{\sqrt{\bar{p}} * N_p * \bar{q}} * \sum_{i=0}^N \sqrt{p(i) * q(i)}} \quad (2)$$

A. BHATTACHARYA (1946). « On a Measure of Divergence between Two Multinomial Populations ». In : *The Indian Journal of Statistics*, p. 401–406

Filtre à particule

Filtre de base

Particule : $X^t = \{x, y, l, h, w\}^t$

```

1  pour tous les Images t faire
2  | si Première image alors
3  | | Calcul du descripteur de référence : D
4  | sinon
5  | | Dispersion des particules dans l'image suivant une distribution
   | | gaussienne de centre  $y^{t-1}$  et de variance V
6  | | pour tous les Particules p faire
7  | | | Calcul du descripteur de la particule :  $D_p^t$ 
8  | | | Calcul du poids de la particule :
9  | | |  $w_p^t = d_{BHATTACHARYYA}(D_p^t, D)$  3.1
10 | | fin
11 | | Ré-échantillonnage des particules pondérées par leur poids
12 | | Estimation de la position de la cible dans l'image t :
13 | |  $X^t = \frac{1}{NB_{particule}} * \sum_{p=0}^{NB_{particule}} x_p^t * w_p^t$ 
14 | fin
15 fin
    
```

Filtre à particule

Ré-échantillonnage

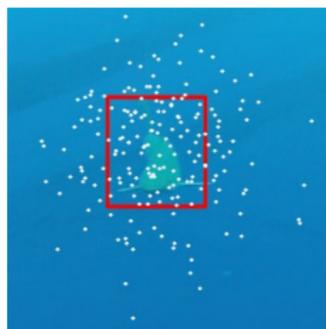
Normalisation du poids des particules.

Tri par ordre décroissant.

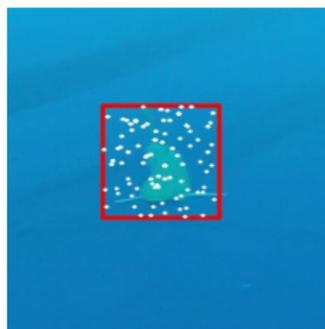
Duplication des particules : $w_p * nb_{particule}$

Filtre à particule

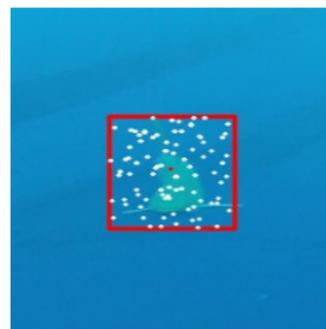
Ré-échantillonnage



Dispersion.



Ré-
échantillonnage.



Barycentre.

Introduction

Descripteurs

Suivi par filtre à particules

Réseaux de neurones profond

Résultats

Conclusion

Principe

Améliorations

Filtre à particule

Filtre à particule

Mise à jour du descripteur de référence

Différentes apparences.



Filtre à particule

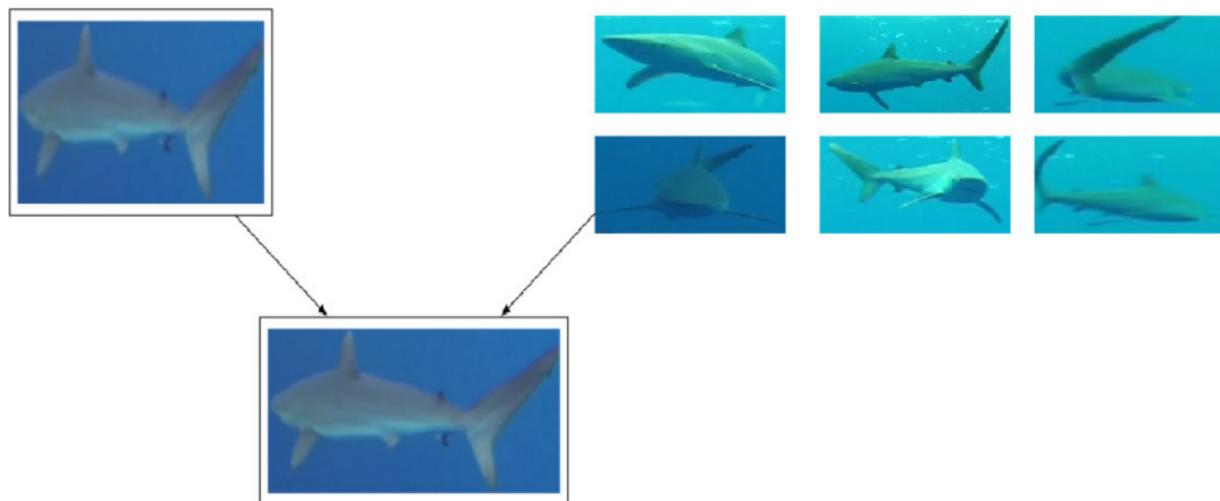
Mise à jour du descripteur de référence

Mise à jour du descripteur :

-Perte en cas d'occultation

Filtre à particule

Vignette de référence



$$w^t = \alpha * w_{ref}^t + (1 - \alpha) * w^{t-1} \quad (3)$$

Filtre à particule

Prédiction de la trajectoire

Fin du retraitage systématique,
Prédiction de la nouvelle position.

-Méthode des différences finies d'ordre 2.

$$X(t + \Delta_t) = X(t) + X'(t) * \Delta_t + X''(t) * \frac{\Delta_t^2}{2} + \dots \quad (4)$$

$$X'(t) = X(t) - \frac{X(t-1)}{\Delta_t} \quad (5)$$

$$X''(t) = X'(t) - \frac{X'(t-1)}{\Delta_t} \quad (6)$$

Filtre à particule

Ensemble d'image

```
1 pour tous les Images t faire
2   si Première image alors
3     Calcul du descripteur de référence : D
4   sinon
5     pour tous les Particules p faire
6       Prédiction de la position de p dans t en fonction de ses
7       positions précédentes.
8       Calcul du descripteur de p : D_p^t
9       Calcul du poids de p dans t :
10
11         
$$w_p^t = d_{BHATTACHARYYA}(D_p^t, D_p^{t-1})$$

12
13       Calcul du poids de la particule en fonction des images de
14       référence :
15
16         
$$wr_p^t = \max(d_{BHATTACHARYYA}(D_p^t, ref))$$

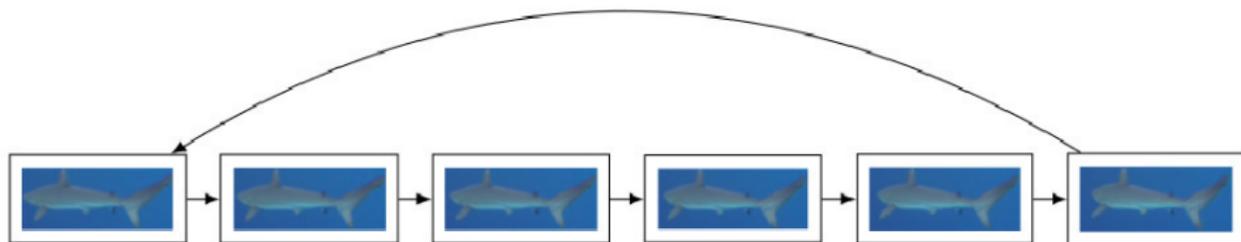
17
18       Calcul du poids final de la particule :
19
20         
$$W_p^t = \alpha * wr_p^t + (1 - \alpha) * w_p^t$$

21
22     fin
23 Ré-échantillonnage des particules pondérées par leur poids
24 Estimation de la position de la cible dans l'image t :
25
26     
$$X^t = \frac{1}{NB_{particule}} * \sum_{p=0}^{NB_{particule}} x_p^t * W_p^t$$

27
28     Correction de l'estimation
29 fin
30 Mise a jour du modèle de référence
31 fin
```

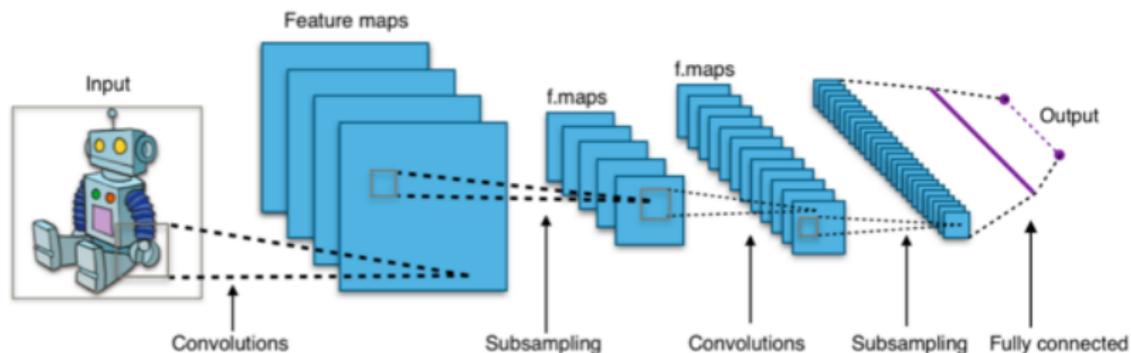
Filtre à particule

Ensemble d'image



Réseaux de neurones profond

Définition



S. LAWRENCE et al. (1997). « Face recognition : a convolutional neural-network approach ». In : *The Indian Journal of Statistics*, p. 98 –113

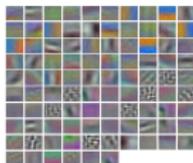
Réseaux de neurones profond

Définition

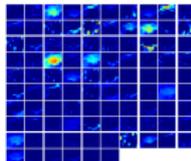
Image Originale



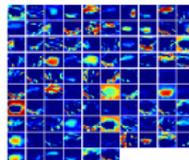
Premiers filtres convolutifs



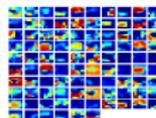
Activation



Normalisation



Pooling



Réseaux de neurones profond

Définition

Base d'apprentissage insuffisante,
Réseau inexploitable.

Résultats

Méthodologie

Méthodologie :

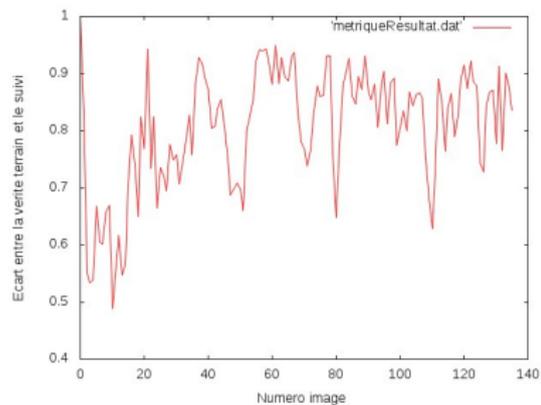
- Vérité terrain manuelle,
- Comparaison des aires :

$$m = \frac{\text{Aire}(P_v \cap P_t)}{\text{Aire}(P_v \cup P_t)}$$

Seuil > 50 %.

Résultats

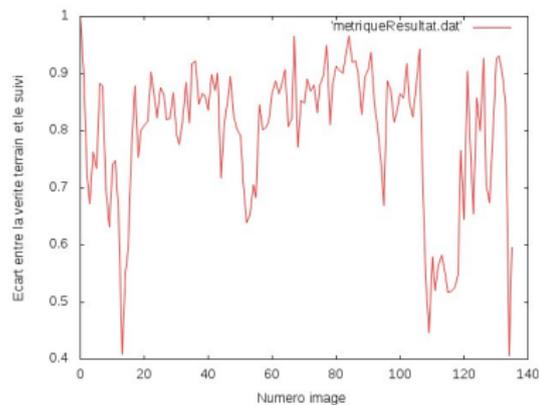
Première vidéo



Moyenne : 80,45 %

Résultats

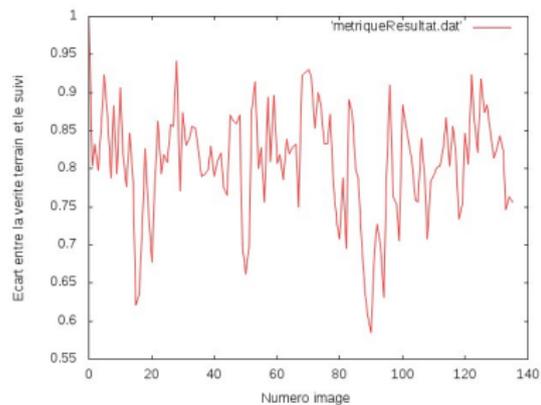
Deuxième vidéo



Moyenne : 79,55 %

Résultats

Troisième vidéo



Moyenne : 80,86 %

Résultats

Multi-cible

Conclusion

Algorithme suivi correct,

Robuste aux mouvements caméra,

Concentré sur une cible.

Conclusion

Perspectives

Intégration CNN(détection, descripteurs),

Vidéos 3D stéréoscopique,

Optimisation du temps de calcul.

Conclusion

Perspectives

Détection du filet :

-Transformée de HOUGH

Merci de votre attention.