Projet EDTS

Suivi de visage/objet automatiquement dans une vidéo RGB

Junzhe Hao, Yi YU, ASI 5 15/12/2015

Plan

- ☐ Introduction
- Bibliographie
- Méthode
- Réalisation
- Démonstration
- Amélioration
- Conclusion

Introduction

L'objectif : suivi d'objet/visage dans une vidéo avec un filtre particulaire.

Language utilisé : python (cv, cv2, numpy, scipy)

Bibliographie

An Adaptive Color-Based Particle Filter

Fabian Kaelin, McGill University

Object Tracking with an Adaptive Color-Based Particle Filter

Katja Nummiaro, Esther Koller-Meier, Luc Van Gool

Méthode choisie

Filtre particulaire basé sur couleur :

L'initialisation : choix de cible, génération des particules (nb de particules : 100)

- □ | Propagation de particules;
- Mise à jour les poids de particules;
- ☐ Estimation l'état;
- → Adaptation de cible;
- □ ↓ Resampling.

Propagation des particules

Modèle dynamique :

$$s = \{\underline{x}, \underline{y}, \widehat{x}, \widehat{y}, \underline{H_x}, \underline{H_y}, \widehat{a}\}$$
 position, vitesse, taille, scaling change

L'objectif : prédire l'état d'une cible potentielle.

$$s_{t+1} = A * s_t + w_t$$

Les particules sont propagés en utilisant ce modèle.

Mise à jour les poids de particules

Modèle likelihood

L'objectif : calculer le poids de chaque particule.

La méthode utilisée : comparaison de la distribution de couleur

8 bins:

	0-31	32-63	64-95	96-127	128-159	160-191	192-223	224-255
u	1	2	3	4	5	6	7	8

Calculation de poids d'une particule

1. Weighting function :
$$k(r_i) = \begin{cases} 1 - r_i^2 & r_i \leq 1 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

2. Distribution de couleur :
$$p_s^{(u)} = f \sum_{i=1}^I k(r_i) \delta[h(v_i) - u]$$

f : facteur de normalisation :
$$f = \sum_{i=1}^{I} \frac{1}{k(r_i)}$$

3. Distance de Bhattacharyya : $d = \sqrt{1 - \rho[p,q]}$

avec:
$$\rho[p,q] = \sum_{u=1}^{8} \sqrt{p(u)q(u)}$$

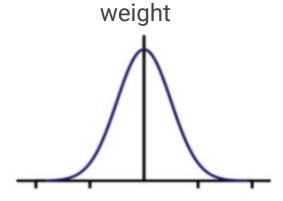
Calculation de poids d'une particule

4. Le poids :

$$\pi^{(n)} = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)} e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\sigma)} e^{-\frac{(1-\rho[p_s(n),q])}{2\sigma^2}}$$

5. Normalisation de poids :

$$\pi^{(n)} = \frac{\pi^{(n)}}{\sum_{i=1}^{N} \pi^{(i)}}$$



C

Estimation d'état

La moyenne d'état de toutes les particules :

$$E(S) = \sum_{n=1}^{N} \pi^{(n)} s^{(n)}$$

La meilleur approximation de l'état de la cible

Adaptation de la cible (Target update)

L'apparence de la cible va changer au cours du temps (Les conditions de l'illumination, l'angle, la rotation, la taille ...)

L'objectif de l'adaptation : surmonter le changement de l'apparence de la cible.

Pour chaque bin u:

$$q_{t+1}^{(u)} = (1 - \alpha)q_t^{(u)} + \alpha p_{E(S_{t+1})}^{(n)}$$

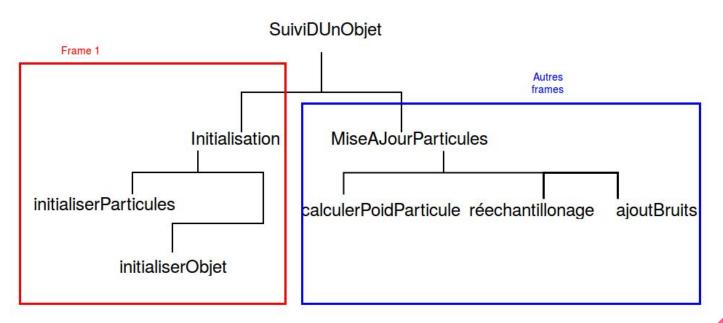
α mesure le poids de contribution de mean state histogramme au modèle de la cible.

Resampling

Particle degeneracy : Il existe des particules bougent dans les directions mauvaises alors donc leurs poids deviennent petits après plusieurs itérations. Au fur et à mesure, ces particules ne possèdent plus les informations de la cible.

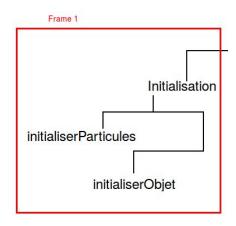
Resampling : éviter l'effet particle degeneracy. On copie les particules avec les poids élevés, les particules avec poids faibles sont éliminées.

Réalisation -- Analyse déscendante



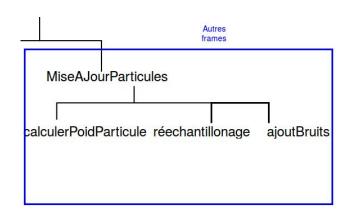
Réalisation -- Frame 1

- Initialisation du objet cible
 - Segmenter l'objet manuellement utilisant un rectangle
 - Taille du rectangle HR*WR
 - Position initiale de l'objet
 - Calculer la distribution de couleur pour le rectangle
 - Choix de l'espace de couleur : RGB, YUV, etc
 - Pénalisation pour chaque composant de couleur
- Initialisation de particules
 - Définir le modèle de particule
 - Positionner les particules
 - Nb de particules N à initialiser



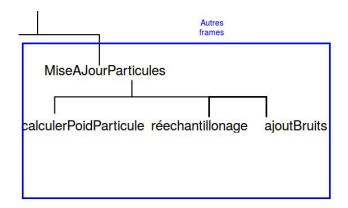
Réalisation--Autres frames

- Définir le poid de chaque particule pi
 - Définir un rectangle de HR*WR avec pi au centre
 - Éliminer les particules près de la frontière
 - Calculer la distribution de couleur
 - Calculer la distance entre les deux distribution
 - Définir le poids à base de la distance
 - Normaliser les poids



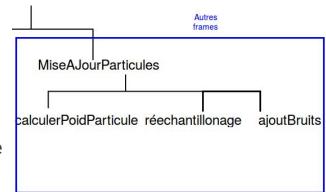
Réalisation--Autres frames

- Ré-échantillonage des particules
 - Trier les particules selon son poid
 - Répéter X fois pour les particules importants
 - Valeur X dépend du poid du particule
 - Arrête la répétition si nb particles = N
 - Obtenir un ensemble de nouveaux particules



Réalisation--Autres frames

- Bouger les particules
 - Déplacer les particules utilisant le modèle dynamique
 - Même déplacement pour l'ensemble de particule
 - Ajouter des bruits
 - Permet de déplacer les particules de façon aléatoire



Réalisation--Structure du code

```
cap = cv2.VideoCapture('vtest.avi')
ret, frame1 = cap.read()
Initialisation()
while(cap.isOpened()):
  ret, frame = cap.read()
  MisaAJour()
 cv2.imshow('frame',gray)
  if cv2.waitKey(1) \& 0xFF == ord('q'):
    break
cap.release()
cv2.destroyAllWindows()
```

Démonstration

Performance

Améliorations

- Mise à jour aussi la distribution de couleur de l'objet
 - Grand changement de la distribution de couleur
 - Déformation de l'objet cible
- Définir un seuil pour la distance entre les distributions de couleur
 - Ré-initialiser les particules en cas besoin
- Avantage du python
 - Les types générale : set, diction, etc

Conclusion

- Réaliseation d'une application du filtre particulaire
- Un projet intéressant à améliorer

Question