



INSTITUT D'ELECTRONIQUE ET DE TELECOMMUNICATIONS DE RENNES

Séminaire SCEE

Optimisation des Modèles Actifs d'Apparence

Présenté par: Yasser AIDAROUS
Encadré par: Renaud SEGUIER

UMR
6164

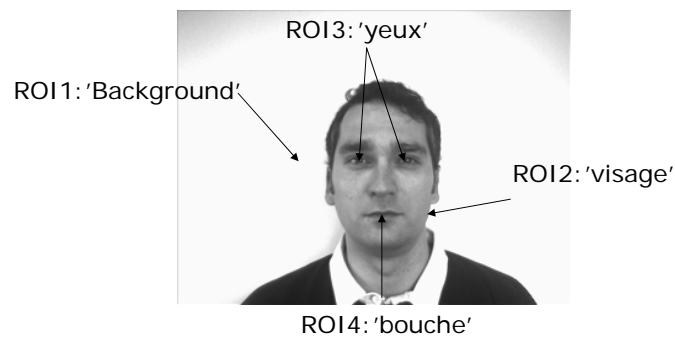


INSTITUT D'ELECTRONIQUE ET DE TELECOMMUNICATIONS DE RENNES

PLAN

- I. Introduction
- II. Optimisation par Simplexe initialisé par
Mixture de Gaussiennes
- III. Résultats
- IV. Conclusion et perspectives

- Codage source dans le cadre de la radio intelligente.
- Alignement de visages.
- Extraction de point de marquages.



Contraintes

- Systèmes embarqués :
 - ✓ Peu de consommation de mémoire.
 - ✓ Temps réel: rapidité d'exécution.
 - ✓ Robustesse à la variabilité de visages.
 - ✓ Capacité à surmonter l'existence de différents modes: Manifolds.

- AAM: synthétiser un objet à partir de sa forme et de sa texture.

- Algorithme constitué de 2 étapes:
 - Phase d'Apprentissage
 - Phase de Segmentation

Phase d'apprentissage → modèle moyen

- ✓ ACP sur la forme

$$s_i = \bar{s} + \phi_s * b_s$$

- ✓ ACP sur la texture

$$g_i = \bar{g} + \phi_g * b_g$$

✓ ACP sur le vecteur $b = \begin{bmatrix} b_s \\ b_g \end{bmatrix}$

$$b = \phi * c$$

- ✓ Modification de $c \longrightarrow$ changement de texture et de forme.
- ✓ Chaque image de la base d'apprentissage est caractérisée par un vecteur d'apparence c_{0i} et de pose t_{0i} .

- Phase de segmentation: optimiser le choix des paramètres du vecteur c et t .
- AAM classique:
 - utilisation des Matrices de Régression (MR)
- Principe des MR:
 - Matrices d'expériences (offline):
 - ✓ Perturbation des vecteurs c_{0i} et t_{0i} .

$$c = c_{0i} + \delta c$$

$$t = t_{0i} + \delta t$$

- ✓ Création d'une nouvelle forme et texture
- ✓ Calcul de l'erreur engendrée par rapport à l'image pour chaque expérience k :

$$e_{ik} = g_m - g_0$$

- ✓ Stockage de l'erreur sur une colonne d'une matrice G .
- ✓ La régression linéaire à variable multiple permet d'écrire les relations linéaires:

$$\begin{aligned} T &= R_t * G \\ C &= R_g * G \end{aligned}$$

• Recherche de la solution (online)

R_t et R_g permettent de prédire les modifications apportées aux vecteurs c et t , connaissant l'erreur, pour ajuster au mieux le modèle à l'image en entrée.

- Encombrement mémoire des MR: considérable pour des technologies mobiles.
- Manifolds: incapacité à aligner des objets présentant des formes assez différentes. Exemple: expressions de bouches

INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

Modèles actifs d'apparence

➤ Absence de relation linéaire entre le modèle moyen et la forme à aligner: inefficacité des MR

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 11

INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

Modèles actifs d'apparence

➤ État de l'art:

Mémoire

- ✓ AWN: Active Wavelet Networks, Changbo Hu & Matthew Turk, Département sciences informatiques, Université de Californie.
- ✓ DAM: Direct Appearance Model, Xin Wen Hou, Institut des Sciences Mathématique, Université de Pékin.

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 12

➤ **Manifolds**

- ✓ Mario Christoudias & Trevor Darrell, Département d'Ingénierie Électrique et Sciences Informatique, Institut de Technologie du Massachusetts.

- **Choix: Simplexe de type Nelder & Mead (SP)**
 - ✓ Solution: technique d'optimisation itérative non linéaire.
 - ✓ Compromis entre méthodes globales et locales.

Avantages:

- ✓ Très peu de mémoire utilisée.
 - ✓ Robustesse en Manifolds.



 - **Problème des simplexes:** Temps de convergence
- Proposition:**
Initialisation → Mixture de gaussiennes

 **PLAN** 

INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

- Introduction
- Optimisation par Simplexe initialisé par Mixture de Gaussiennes
- Résultats
- Conclusion et perspectives

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 15

 **Simplexe initialisé par MG** 

INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

- Objectif du simplexe de Nelder & Mead: trouver le minimum d'une fonction de n variable en utilisant $n+1$ solutions.
- Principe: Évaluer l'erreur E généré par chaque solutions proposée, rejeter le sommet où l'erreur est la plus élevée et aller vers la direction de la solution proposée de plus faible erreur.

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 16

- Les solutions proposées sont engendrées par des opérateurs de recherche tous se basant sur le centre de gravité:

$$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k$$

- Les opérateurs: Réflexion, Expansion, Contraction et Retrait.

Adaptation du Simplexe aux AAMs

- ✓ Vecteur à optimiser:

$$v = \begin{bmatrix} c \\ t \end{bmatrix}$$

- ✓ Fonction à minimiser:

$$E = \sum_{i=1}^M e_i^2$$

M étant le nombre de pixels dans l'image, et e l'erreur entre un pixel de l'image test et le pixel correspondant dans le modèle généré

- Critères d'arrêt:
 - ✓ Nombre d'iterations maximal.
 - ✓ Convergence par population: difference entre les valeurs de E des solutions proposees ne depassant pas un certain seuil.
- Contraintes:

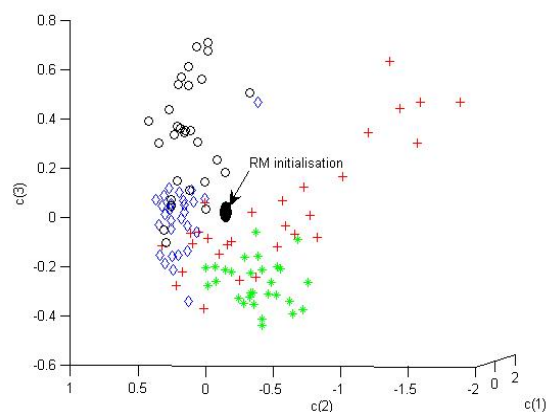
➤ Sur l'apparence

$$c \in [-2\sqrt{\lambda} \quad +2\sqrt{\lambda}]$$

➤ Sur la pose

$$t \in \pm 0.1 t_0$$

• Initialisation



- Partitionner l'espace d'apprentissage en gaussiennes.
1 expression → 1 classe → 1 gaussienne
- Utilisation d'un algorithme Expectation Maximisation (EM)
- Obtention des variances, moyennes et poids de chaque gaussienne.
- Initialiser le simplexe aléatoirement dans les gaussiennes.

- Introduction
- Optimisation par Simplexe initialise par Mixture de Gaussiennes
- Résultats
- Conclusion et perspectives

Résultats

INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

- 2 tests:
 - Test 1: Alignement de visages n'appartenant pas à la base d'apprentissage.
 - Test 2: 'manifolds' (expressions différentes) en alignement de bouches.

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 23

Résultats: Erreur de marquage

INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

- Erreur de marquage → affirmation de la convergence par rapport au points de marquage.

$$f_i = p_{gi}^{find} - p_{gi}^{real}$$

$$avec : p_{gi}^{real} = \frac{1}{Q_i} \sum_{r=1}^{Q_i} p_{ir}^{real}$$

$$et : p_{gi}^{find} = \frac{1}{Q_i} \sum_{r=1}^{Q_i} p_{ir}^{find}$$

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 24

➤ Convergence si:

$$f_i \leq S_m \quad \text{où} \quad S_m = \frac{D_{eye}}{5}$$

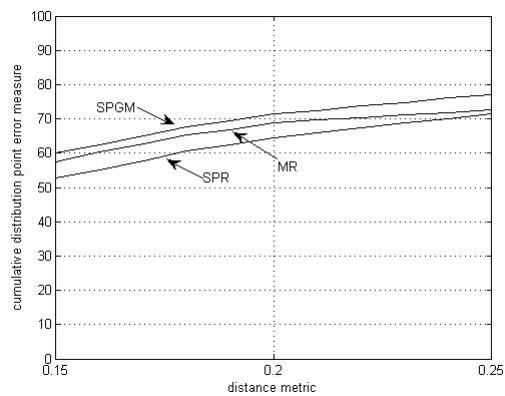


➤ Nous cherchons à minimiser l'erreur de marquage f_i par l'intermédiaire de l'erreur des pixels E

MR: Matrices de régression SPR: SP initialisé aléatoirement

SPGM: SP initialisé par MG

Base de test (BT): 1520 visages de BioiD.



Résultats: test 1

- MR et SPGM comparable.
- Mémoire utilisée.
- Avantage SPGM.

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 27

Résultats: Test 2

MR: Matrices de régression SPR: SP initialisé aléatoirement
 SPGM: SP initialisé par MG 4MR: 1MR par expression

- Base d'apprentissage (BA): 5 bouches de la base différé base

e la

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007 28

- Robustesse de la méthode SPGM.
- MR inefficace.
- Gain en temps et en mémoire.
- Nécessité de l'initialisation par MG.

- Introduction
- Optimisation par Simplexe initialisé par Mixture de Gaussiennes
- Résultats
- Conclusion et perspectives

- Conclusion:

- Efficacité de la nouvelle procédure d'optimisation.
- Réduction considérable de l'espace mémoire utilisé.
- Résolution du problème des manifolds: optimisation non linéaire.

- Perspectives:

- Remplacer l'ACP.
- Utilisation d'algorithme de classification
 - ✓ Représentation de données en dimension réduite
 - ✓ Séparabilité des données représentées.
 - ✓ Reconstruction des données.



IETR
INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE ET DE TÉLÉCOMMUNICATIONS DE RENNES

Merci de votre attention

Des questions ???

Yasser AIDAROUS 04 Oct 2007

33

