

Prise en compte de discontinuités et estimation de mouvement

Patrick Clarysse

Avril 2002

Revised February 2005

Prise en compte de discontinuités et estimation de mouvement

- Sommaire -

- 1- Approche classique
- 2- Notion de discontinuités de mouvement
- 3- Premières approches de PCD
- 4- Approches Statistiques
- 5- Approches variationnelles
- 6- Conclusion

1 - Approche classique

- Equation de Contrainte du Mouvement :

$$DFD(x, y, t) \approx I_x dx + I_y dy + I_t dt = I_t + \nabla I \cdot \mathbf{v} = 0$$

- Problème mal posé : 2 inconnues, 1 équation
→ On estime la composante dans la direction de ∇I
→ Problème d'ouverture (aperture problem)
- Solution standard : **les points voisins ont une vitesse similaire et le flux varie continuellement**

$$\text{Minimiser : } \iint \left[\underbrace{(\mathbf{v} \nabla I + I_t)^2}_{\text{eq. flot optique}} + \alpha^2 \underbrace{(\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)}_{\text{lissage (L)}} \right] dx dy$$

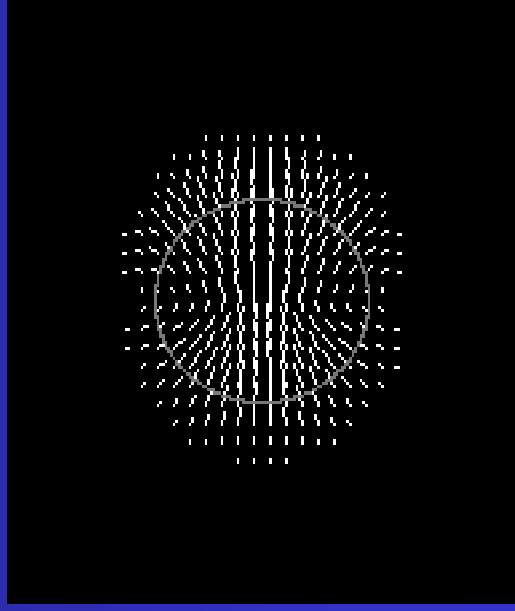
[Horn & Schunck 81]

(Attache aux données)

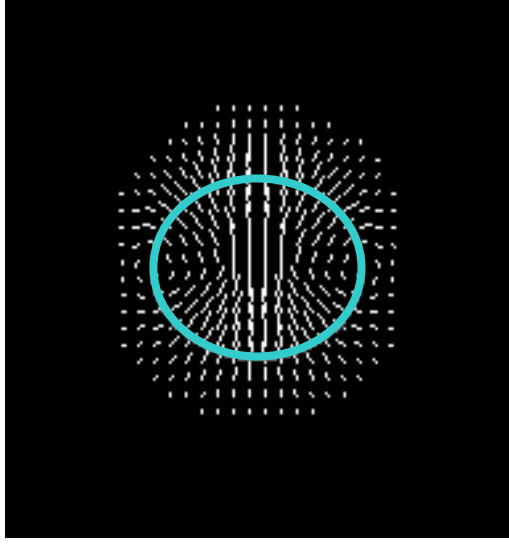
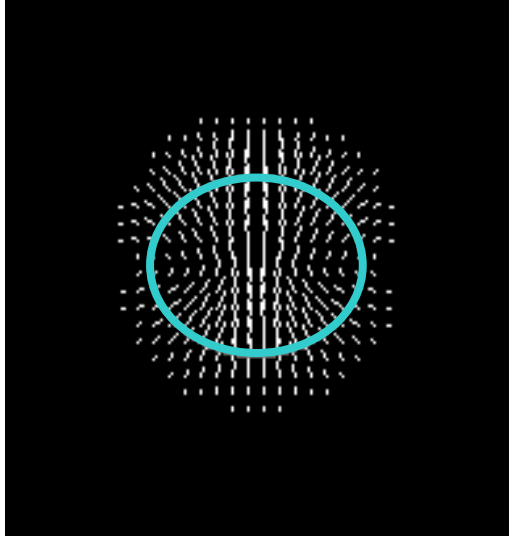
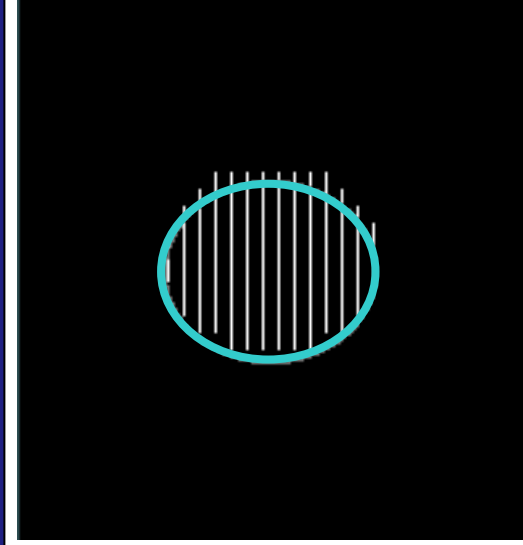
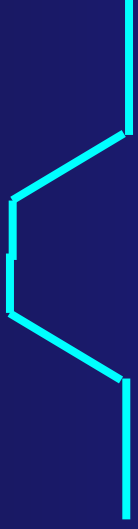
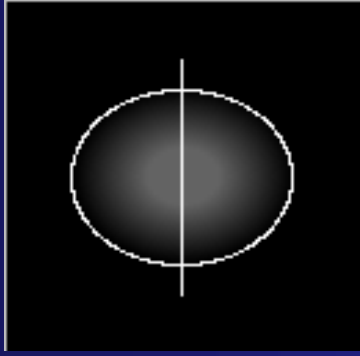
- L'ECM devient « bien posée » :

1. Le problème possède une solution
 2. La solution est unique
 3. La solution varie continuellement en fonction des données
- On a fait une régularisation standard : restriction de l'espace des solutions admissibles (stabilisateur de Tikhonov)

⇒ **lissage des frontières ou discontinuités de mouvement,**



on pénalise les fortes variations de v de manière isotrope



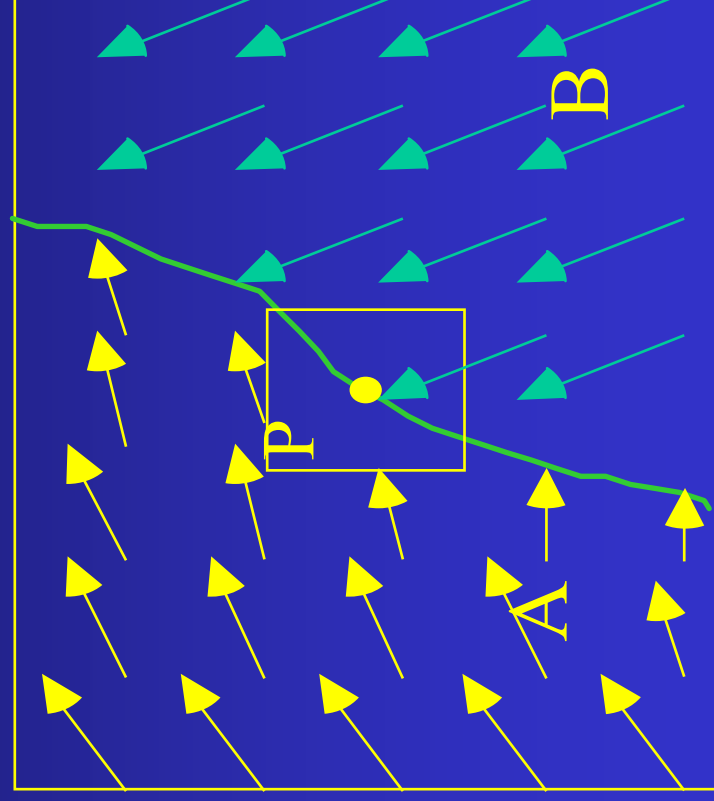
Theoretical **BCCM + smoothing** **BCCM + divergence**
[Song 91], [Gorce 97]

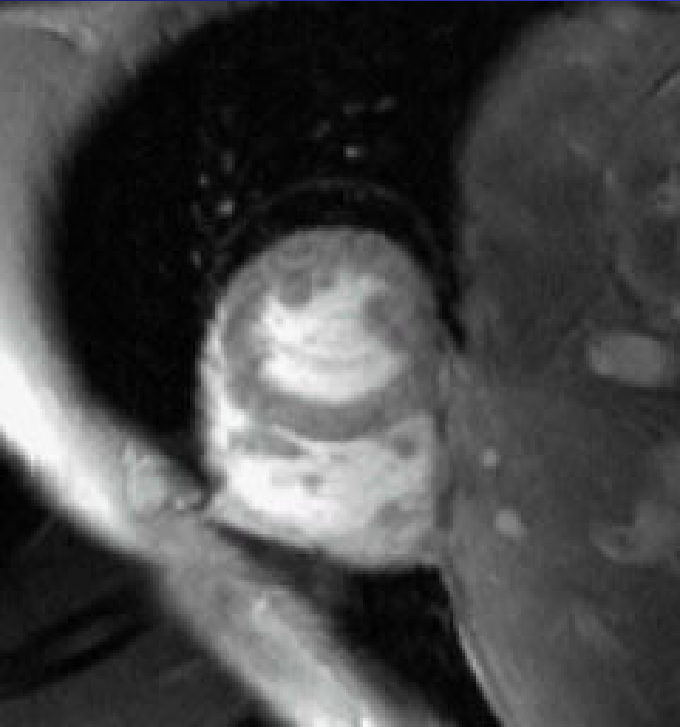


Great variations of v are penalized
equally in all directions

2 - Notion de discontinuité de mouvement

- **Discontinuité** = frontière entre les projections d'objets animés de mouvements indépendants





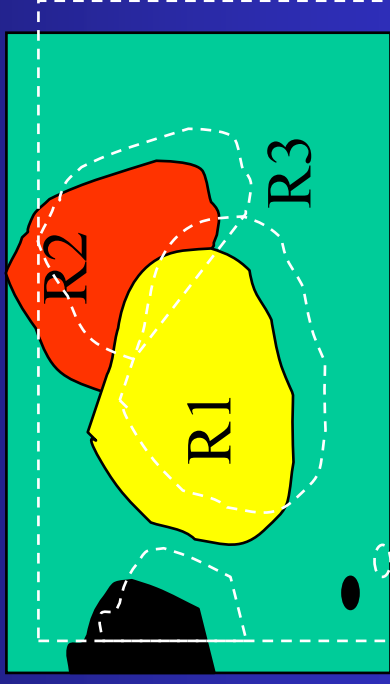
3- Premières approches de PCD

3.1 Exploitation des frontières photométriques

→ Hypothèse : les objets en mouvement ont un contenu photométrique homogène

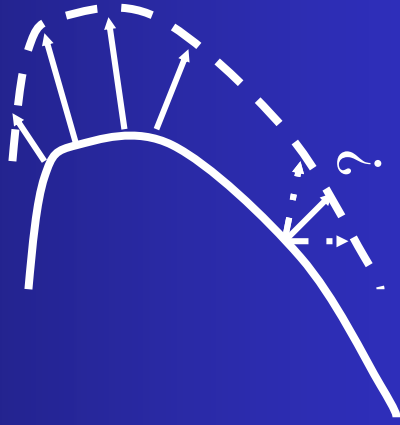
◆ *Approches globales* :

- segmentation en régions
 - ✉ statique (intensités)
 - ✉ du champ estimé courant (mouvement)
- application de la contrainte de lissage au sein de chaque région séparément
- Fusion de Régions de mvt homogène



◆ *Approches locales :*

- Détection explicite des frontières photométriques
 - Extraction des contours et suivi du mouvement des contours :
 - Estimation et lissage du mouvement sur contours extraits à partir de ECM [Hildreth 84]
 - Mise en correspondance des contours à partir de la courbure [Duncan 91], [Cohen 92]
 - modélisation espace-temps [Bouthémy 87-89]



- **Lissage Orienté [NAGEL 87]**

$$\iint [(\mathbf{v}\nabla I + I_t)^2 + \lambda \overbrace{\text{trace}(\nabla \mathbf{v}^T \mathbf{W} \nabla \mathbf{v})}^{L_N}] dx dy$$

$$\mathbf{W} = \frac{1}{\|\nabla I\|^2 + 2\gamma} \begin{pmatrix} I_y^2 + \gamma & -I_x I_y \\ -I_x I_y & I_x^2 + \gamma \end{pmatrix}, \gamma = cte$$

$I_x, I_y \rightarrow 0, \mathbf{W} \rightarrow \frac{1}{2} \mathbf{I}_d$, lissage isotrope Horn & Schunk

sinon dans le cas où $I_y = 0, I_x \neq 0$, on a :

$$\text{lissage} \approx \gamma (u_x^2 + v_x^2) + (I_x^2 + \gamma) (u_y^2 + v_y^2)$$

\Rightarrow Dissymétrie de l'action selon les axes en fonction de l'amplitude de I_x

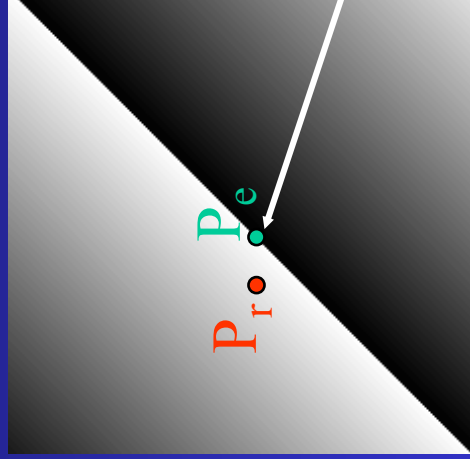
\rightarrow On privilégiera donc un lissage selon y majoritairement

- Formulation similaire [Ghosal 96]

$$L_G = \frac{1}{\|\nabla I\|^2} \left[I_y \left(u_x^2 + v_x^2 \right) + I_x \left(u_y^2 + v_y^2 \right) \right]$$

→ Lissage pondérant
différemment les 2
composantes

Cas d'un bord diagonal en mouvement :

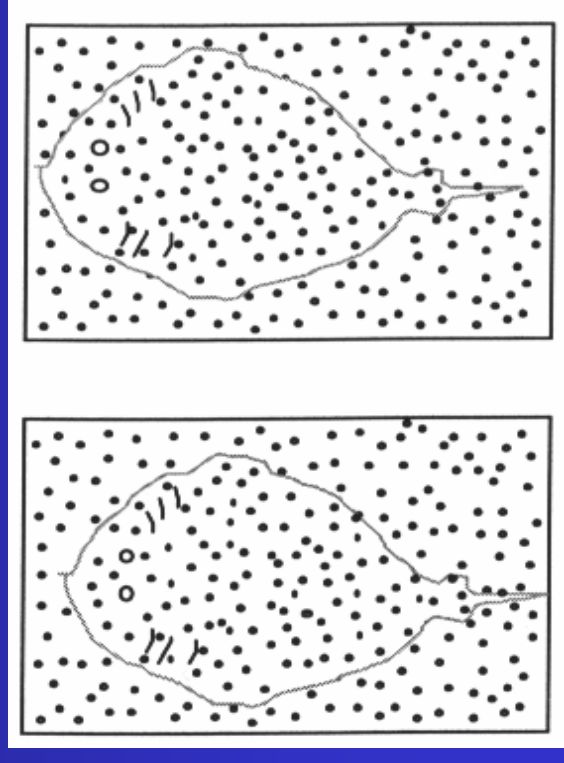


Point de fort gradient : lissage =
selon x et y ($I_x = I_y$) mais + faible
qu'en P_r

- **Considérations numériques**

- L_G fournit des équations d'Euler Lagrange Elliptiques du 2nd ordre qui peuvent être discrétisées par différences finies
 - matrice de raideur symétrique, définie positive (pas de termes mixtes)
- L_N fournit des équations paraboliques ($\gamma=0$)
 - Problèmes numériques de divergence

- **Hyp. « les frontières de mvt. coïncident avec les contours photométriques » pas tj. vraie :**



3.2 Segmentation en Régions Homogènes au sens du mvt

Estimation du mvt :
Identification d'un modèle
⇒ Paramètres à estimer

→ Voir cours identification
de modèle de mvt.



Segmentation :
Détermination de la zone d'applicabilité des jeux de paramètres

– Approche hiérarchique sous l’hypothèse d’existence d’un mouvement dominant [Diehl 91]

1 - Identification d’un modèle global A
pour toute l’image courante I_t

2- Compensation de l’image précédente I_{t-dt} :
on applique à chaque point de l’image un déplacement issu de A

3- Calcul de l’erreur de compensation :
 $DFD(x, A) = I(x, t) - I(x + v_A dt, t - dt)$
puis détection des régions mal compensées

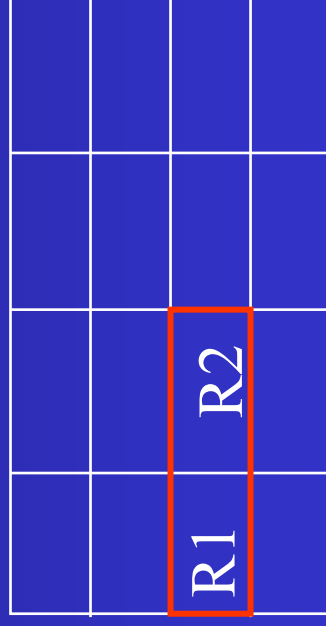
Réitérer 1-3 à l’intérieur des régions mal compensées

– Segmentation en l'absence de mvt dominant [Sanson93]

1 - Identification d'un modèle local A_x en tout point à partir d'un voisinage B_x



2- Regroupement des points connexes ayant des paramètres similaires = fusion (quadtree)



Regroupement si
Erreur de compensation
 ER_{R2} faible

– Estimation-segmentation simultanées : approche Bayésienne [Bouthémy & François 93]

- Champ de VA. O = observations (images I_t, I_{t-1})
- Champ de VA. E = Étiquettes (N° région ou paramètres),
ici un déplacement $\mathbf{d}=(d_x, d_y)$

- Estimateur du Maximum A posteriori (MAP) qui maximise :

$$p(E=e|O=o) = \frac{p(O=o|E=e)p(E=e)}{p(O=o)}$$

Probabilité globale a posteriori

Probabilité a priori de E
= terme régularisant

comme $p(O=o) = cte$

cela revient à maximiser $p(O=o|E=e)p(E=e)$

Probabilité d'observer o sachant e
= terme d'attache aux données

- Expression du terme d'attache aux données (Gaussienne)

$$p(O = o|E = e) = \prod_{image} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \varepsilon^2(\mathbf{x}, e)\right)$$

$$U(O = o|E = e) = \frac{1}{2\sigma} \sum_{\mathbf{x} \in S} (\varepsilon^2(\mathbf{x}, e))$$

Ce qui suppose l'indépendance des $p(o_x|e_x)$.

- $\varepsilon(\mathbf{x}, e)$ mesure l'écart entre les valeurs estimées et les données observées :

$$\varepsilon(\mathbf{x}, e) = \nabla I(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{v}_e + I_t$$

$$\text{ou } \varepsilon(\mathbf{x}, e) = I(\mathbf{x}, t) - I(\mathbf{x} + \mathbf{v}_e dt, t - dt) = DFD(\mathbf{x}, e)$$

- Probabilité a Priori : E champ de Markov (terme régularisant)

- Soit S le support de E (grille 2D)
- Les éléments s de S sont appelés sites (pixels de la grille)
- Soit B_s le système de voisinage du site s (4 ou 8-voisinage)
- Le champ E est de Markov ssi :

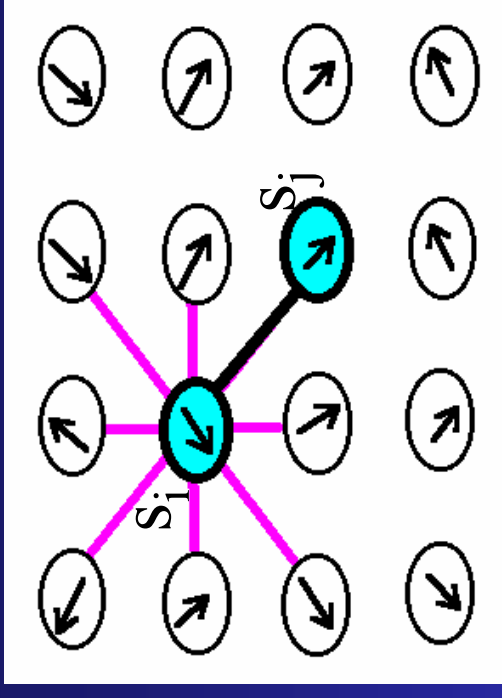
$$1) p(e_i = \omega) \neq 0 \quad \forall i$$

$$2) p(e_i | e_p, s_j \in S - \{s_i\}) = p(e_i | e_p, s_j \in B_{s_i})$$

- D'après le thm. d'Hammersley-Clifford :

$$p(E = e) = \frac{1}{Z} \exp[-U(e)], \quad Z \text{ constante de normalisation}$$

} Distribution de Gibbs



– Fonction d'énergie a priori $U(e)$

$$U(e) = \sum_{c \in C} V_c(e)$$

où c est appelé une *clique* = un site ou {sites voisins} et V_c est le potentiel associé à une clique.

- Exemple d'énergie a priori, cliques d'ordre 1:

$$V_c = \left\| \begin{matrix} i & - & j \end{matrix} \right\|^2$$
$$V_c = \begin{cases} -\beta, & \text{si } i = j \\ \beta, & \text{sinon} \end{cases}$$

ERROR: undefined
OFFENDING COMMAND: G00GFFEncoding

STACK:

/Encoding