

Vision par ordinateur - Reconnaissance Visuelle

Cours 8 : Mouvement

Céline Hudelot - Mention IA - CentraleSupélec

2022-2023

Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Un monde en mouvement

La perception, la compréhension et la prédition du mouvement sont des actions quotidiennes pour un humain.

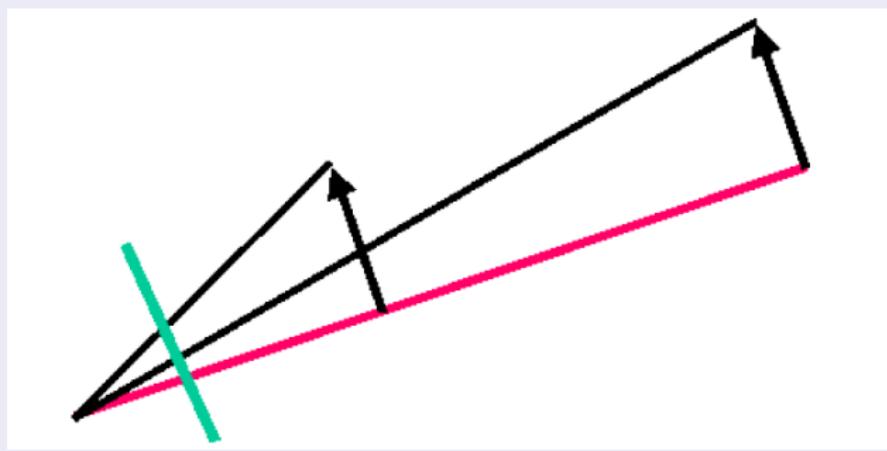


slide credit : Ce Liu

Perception du mouvement

Perception de la vitesse

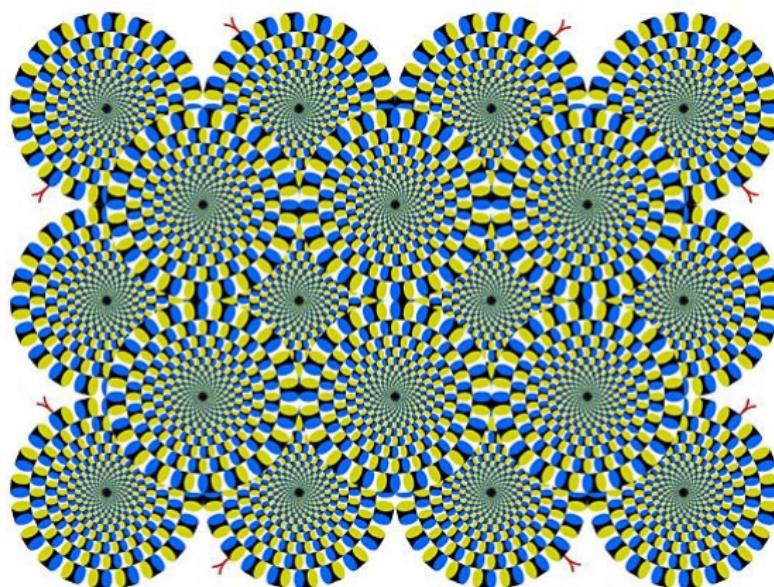
Quand des objets se déplacent à une vitesse identique, les plus lointains semblent bouger plus lentement.



[https://isle.hanover.edu/Ch07DepthSize/
Ch07MotionParallaxExpl.html](https://isle.hanover.edu/Ch07DepthSize/Ch07MotionParallaxExpl.html)

Perception du mouvement

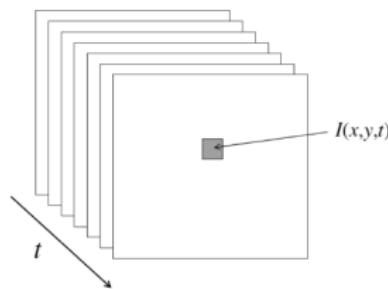
La vision humaine peut jouer des tours !



<http://www.ritsumei.ac.jp/~akitaoka/index-e.html>

Des images à la vidéo

- Une vidéo est une séquence d'images capturée dans le temps.
- Données image : une fonction de l'espace (x, y) et du temps (t).



Objectif : retrouver l'information sur le mouvement dans la scène à partir des variations de l'intensité $I(x, y, t)$ dans le temps.

Importance du mouvement

Pourquoi extraire le mouvement ?

- Il est parfois plus facile d'extraire des informations d'une séquence d'images que d'images statiques.
 - ▶ Exemple : objets camouflés.
 - ▶ La taille relative et la position des objets peuvent être déterminées plus facilement quand les objets bougent.



Importance du mouvement

Pourquoi extraire le mouvement ?

- Le mouvement est parfois la seule caractéristique disponible pour la reconnaissance.
- Une information très pauvre sur le mouvement peut évoquer un percept fort.



Importance du mouvement en vision

De nombreuses applications

- Reconstruction 3D à partir du mouvement : Structure from Motion
- Segmentation d'objets à partir de caractéristiques du mouvement
- Apprentissage de modèles dynamiques : suivi d'objets
- Reconnaissance d'évènements et d'activités
- Amélioration de la qualité des vidéos : stabilisation du mouvement
- ...

Les causes du mouvement

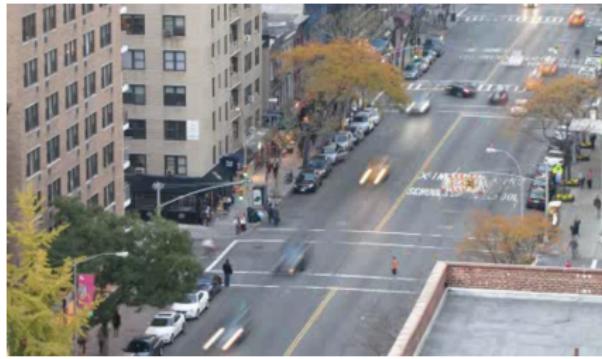
Trois facteurs

- La lumière
- Les objets
- La caméra

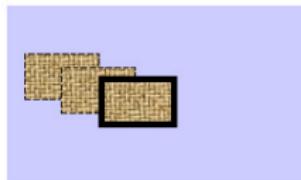
Leur variation peut générer du mouvement

- Caméra statique, objets mobiles (ex : surveillance).
- Caméra mobile, scène statique (ex : capture 3D).
- Caméra mobile, scène mobile (ex : sport, cinéma).
- Caméra statique, objets mobiles, changement d'illumination (ex : surveillance extérieure)

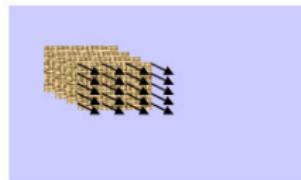
Mouvement : quelques exemples



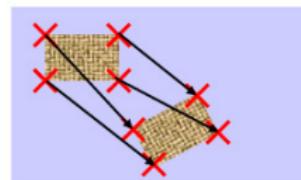
Les principaux problèmes



DETECTION



ESTIMATION



POURSUITE

- **Détection** : Identifier dans chaque image les pixels appartenant à des objets mobiles.
- **Estimation** : Calcul du mouvement apparent de chaque pixel.
- **Suivi** : Apparier certaines structures spatiales pour chaque couple d'images.

D'autres problèmes

- Reconnaissance : Reconnaître le scénario correspondant au mouvement, reconnaissance d'évènements et d'activités.
- Estimation de la structure à partir du mouvement.
- Interpolation de vues : synthèse de nouvelles images dans la séquence.

Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Détection de mouvement : introduction

Objectif

Déetecter les objets mobiles à l'aide d'une caméra.

Objectif

DéTECTER uniquement les changements de l'image qui correspondent au mouvement.

Hypothèses

- Caméra fixe.
- Conditions stables d'illumination.
- Pas de connaissances a priori sur la nature et sur la dynamique de l'objet.

Différence d'images

Différence entre images

Pour chaque pixel s , on seuille la différence entre images :

$$|I_2(s) - I_1(s)| > \text{seuil}$$

Différence moyenne entre images

Pour chaque pixel s , on considère une fenêtre $W(s)$ de taille $n \times n$ autour de s :

$$\frac{\sum_{r \in W(s)} |I_2(r) - I_1(r)|}{n \times n} > \text{seuil}$$

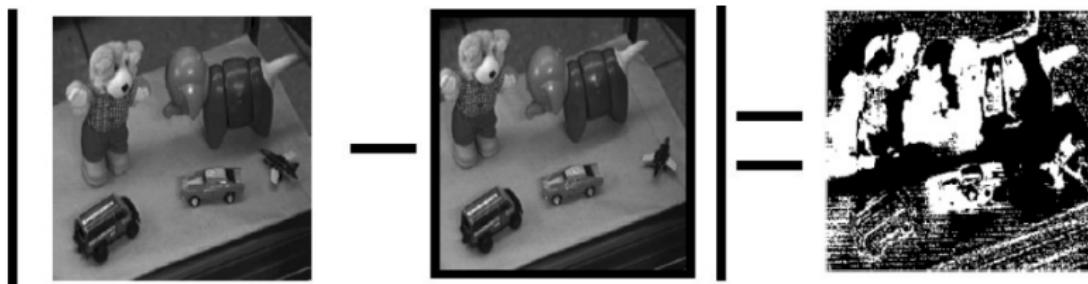
- Une idée simple mais qui peut s'avérer efficace.

Différence d'images

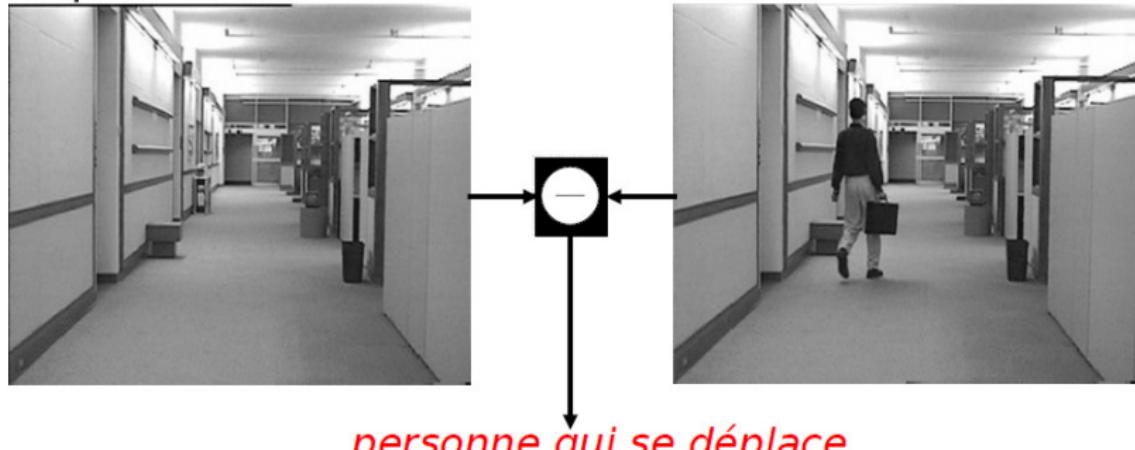
Types de changements

- Apparition du fond qui était caché par l'objet (à $t - 1$).
- Masquage du fond par l'objet à l'endroit où il est situé à t .
- Le signe de la différence peut permettre de différencier ces deux zones.

Différence d'images



Différence d'images



Une méthode très rapide pour la détection simple du mouvement.

Différence d'images : applications

- Détection de personnes.
- Interaction homme-machine : jeux vidéo - webcam.
- Comptage de voitures sur une route.

Requis

- Utilisation d'un fond de couleur uniforme.
- Un fond quelconque mais statique.

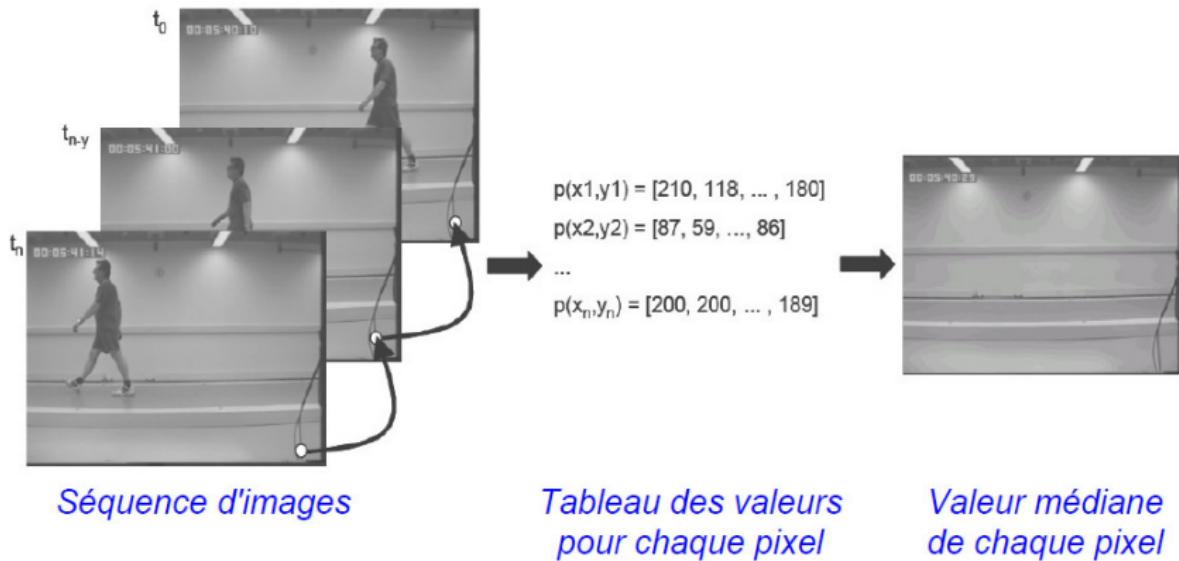
Soustraction de l'arrière plan

Principe

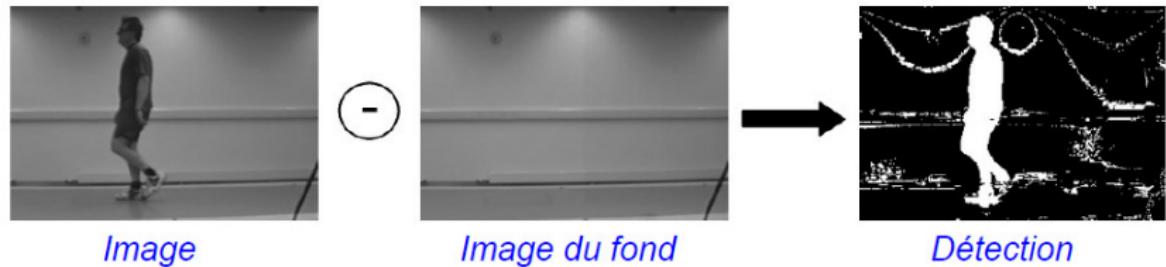
- On suppose que l'on possède une image de l'arrière-plan (AP).
- On soustrait l'image courante de cette image pour isoler l'objet en mouvement.
 - ▶ L'image de l'arrière plan ne varie pas en fonction du temps.
- L'image d'arrière plan peut être mise à jour :
 - ▶ Pour tenir compte des conditions d'éclairage.
 - ▶ Variation temporelle de la scène (déplacement d'objets, ...)

Soustraction de l'arrière plan

Construction de l'arrière plan



Soustraction de l'arrière plan

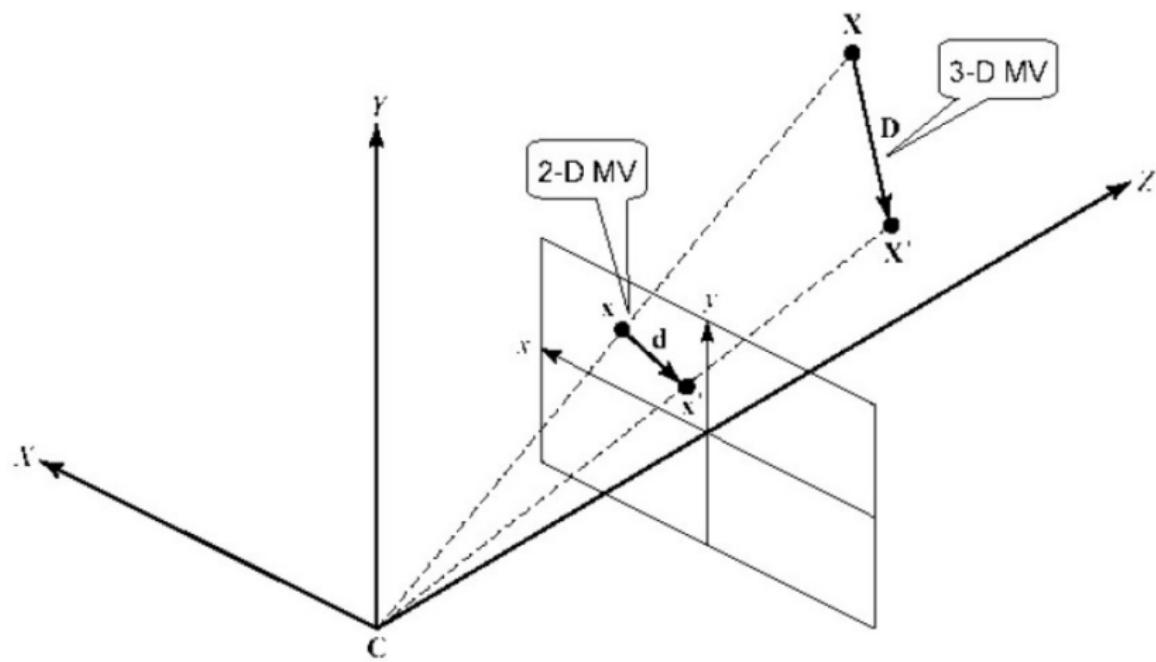


Des traitements doivent être appliqués après la détection pour obtenir l'objet d'intérêt.

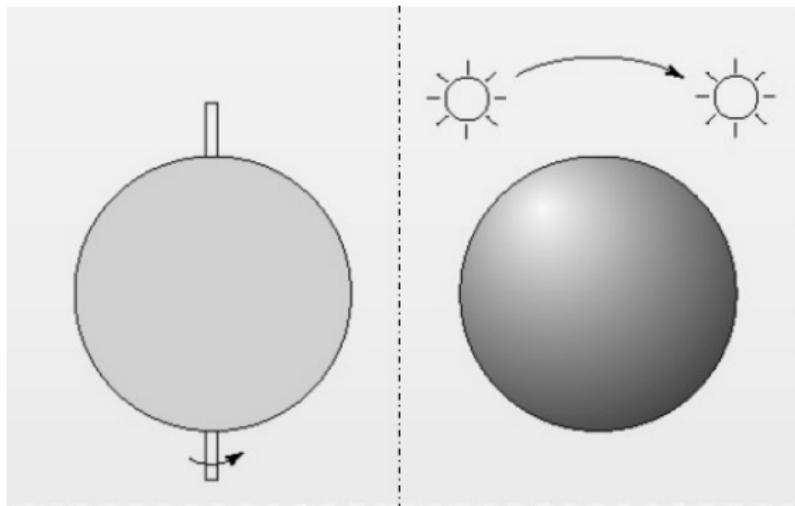
Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Du mouvement 3D au mouvement 2D



Mouvement réel - mouvement apparent



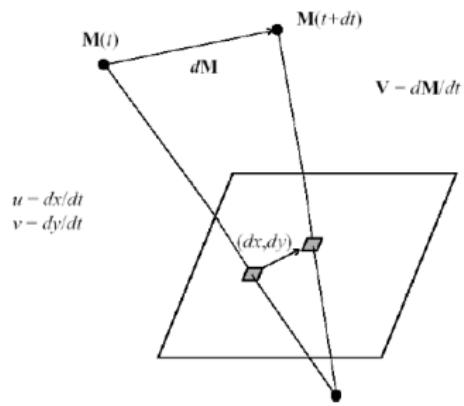
- Cas 1 : la sphère tourne sur elle-même.
 - ▶ Mouvement réel non nul.
 - ▶ Mouvement apparent nul.
- Cas 2 : la source lumineuse se déplace
 - ▶ Mouvement réel nul.
 - ▶ Mouvement apparent non nul.

Différents types de mouvement

- Scène rigide : seule la caméra se déplace (*ego motion*)
 - ▶ Exemple : caméra embarquée.
- Objets rigides multiples avec des mouvements différents
 - ▶ Exemple : surveillance du traffic routier à une intersection.
- Un ou plusieurs objets non-rigides
 - ▶ Exemple : cellules vivantes, mouvement humain, déformations

Champ de mouvement

Quand un objet bouge devant un capteur visuel, il y a un changement dans l'image.



- Un point M dans la scène au temps t qui se déplace en $M(t + dt)$ après un petit intervalle dt .
- Le vecteur vitesse correspondant est $V = dM/dt$.
- $M(t)$ et $M(t + dt)$ se projettent aux points $m(t)$ et $m(t + dt)$ dans la séquence d'images.
- Soient $x(t)$ et $y(t)$ les coordonnées de m , la vitesse apparente dans l'image a donc comme composantes :
 - ▶ $u = dx/dt$ et $v = dy/dt$
- Le champ de vitesse est l'ensemble des valeurs $u(x, y)$ et $v(x, y)$ dans l'image.
- Retrouver le mouvement = estimer u et v pour chaque pixel de l'image.

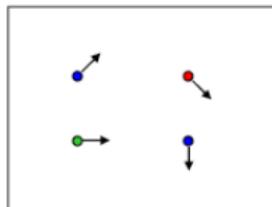
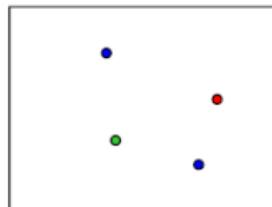
Flot optique

Définition

Le flot optique est le **mouvement apparent** des motifs lumineux dans l'image. Il décrit la direction et la vitesse du mouvement des caractéristiques de l'image.

- Attention : le mouvement apparent peut être causé par des changements d'illumination et peut donc ne pas correspondre à un mouvement réel.
- Objectif : Associer à chaque pixel $s = (x, y)$ un vecteur mouvement $V(s) = (u, v)$ qui représente sa vitesse apparente instantanée.
- **Etude des variations de la fonction d'intensité $I(x, y, t)$.**

Flot optique

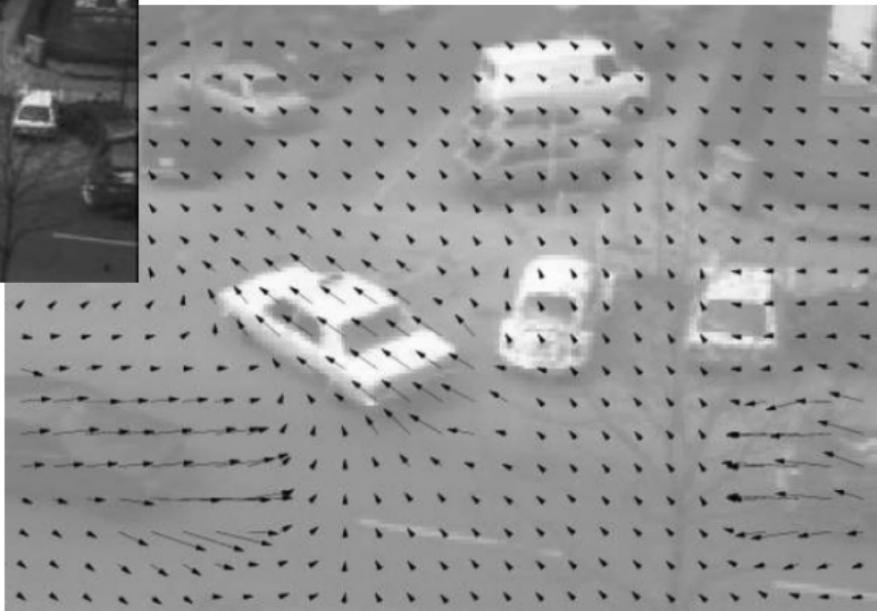
 $H(x, y)$  $I(x, y)$

Comment estimer le mouvement d'un pixel de l'image H à l'image I ?

- Problème de correspondance de pixels : quel pixel de I correspond au pixel $H(x, y)$? (**et oui, encore un problème de correspondances**)
- Résultat sous la forme d'un déplacement relatif :
 - ▶ Le déplacement : $I(x, y) = H(x + dx, y + dy)$
 - ▶ La vitesse : $v(x, y) = (dx, dy)^T$

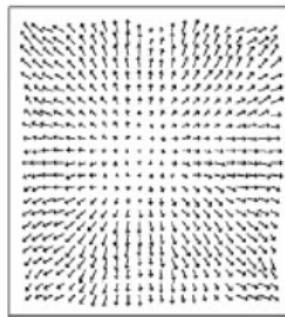
Flot optique

Exemple de flot optique



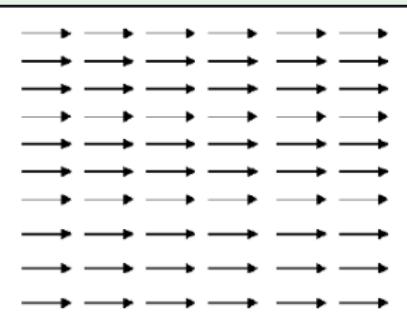
Flot optique

Exemple de flot optique

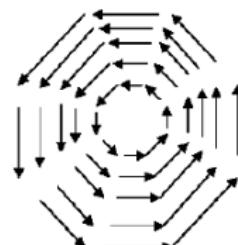


Flot optique

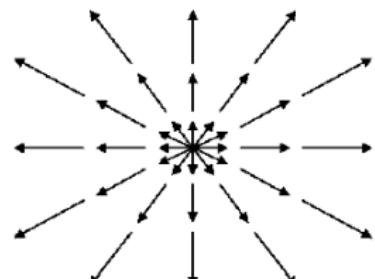
Exemple de champs de mouvement



Translation pure



Rotation pure



Expansion du focus

Estimation du mouvement

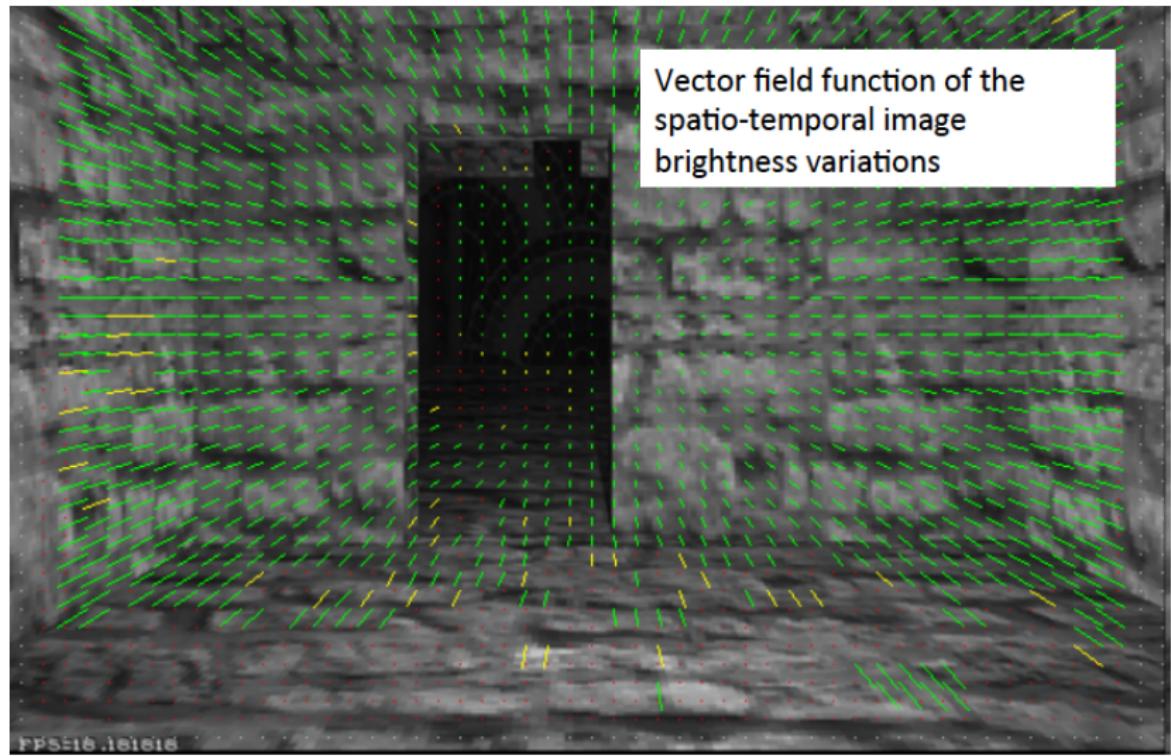
Deux approches

- Flot optique ([optical flow](#)) : Trouver le mouvement de chaque pixel à partir des variations spatio-temporelles de la fonction d'intensité.
- Suivi de caractéristiques ([Feature tracking](#)) : Extraire des caractéristiques visuelles (coins, zones texturées, points d'intérêts ...) et les suivre sur plusieurs frames.

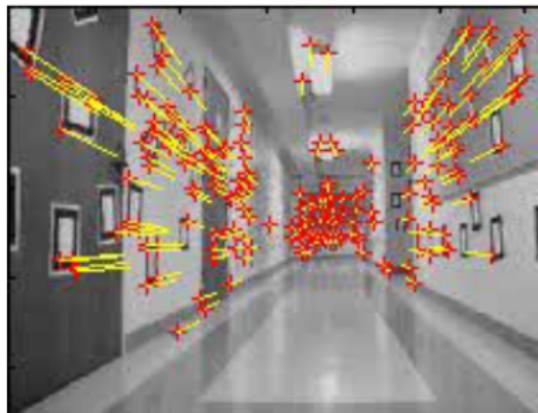
Deux problèmes, une seule méthode : Lucas-Kanade.

B. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp 674-679. 1981

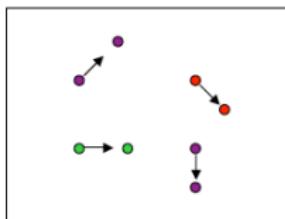
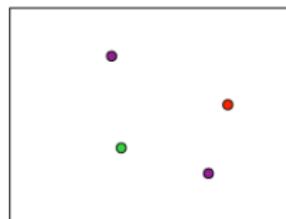
Flot optique



Suivi de caractéristiques



Estimation du mouvement : hypothèses

 $I(x,y,t-1)$  $I(x,y,t)$

Hypothèses clés

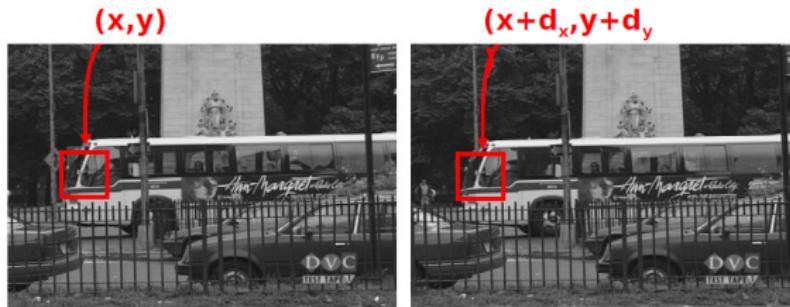
- Intensité constante (**Brightness (ou color) constancy**) : la projection d'un même point a la même apparence dans les différentes images.
- Cohérence spatiale (**Spatial coherence**) : les points se déplacent comme leurs voisins.
- Petits déplacements (**Small motion**) : les points ne se déplacent pas trop loin.

Estimation du mouvement : hypothèses

Hypothèse 1 : intensité constante

L'intensité observée d'un objet ne change pas lorsqu'il se déplace.

- Si changement d'intensité : il y a un mouvement.
- Pas toujours vrai en pratique.
- Mouvements petits : idéalement moins de 1 pixel par image.



Sous l'hypothèse d'intensité constante :

$$I(x, y, t) = I(x + dx, y + dy, t+1)$$

Estimation du mouvement : hypothèses

Hypothèse 2 : cohérence spatiale

Les points bougent de la même manière que leurs voisins.

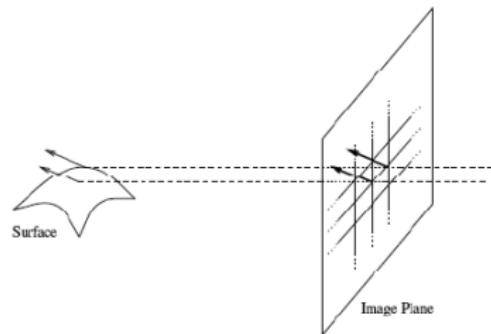


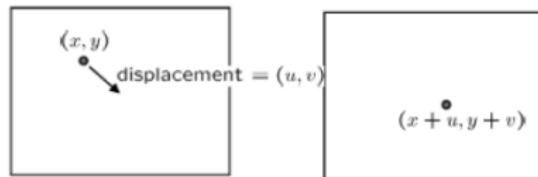
Figure 1.7: Spatial coherence assumption. Neighboring points in the image are assumed to belong to the same surface in the scene.

Estimation du flot optique

Les différentes approches

- **Approche différentielle :**
 - ▶ Utiliser les dérivées spatio-temporelles de l'image comme source d'information sur le mouvement.
- **Approche par corrélation :**
 - ▶ Recherche d'un point correspondant par la corrélation entre les images.
- **Approche fréquentielle :**
 - ▶ Utiliser les changements en fréquence et en phase pour déterminer le mouvement

Estimation du flot optique



+ contextual information

Les différentes approches

- Approche par corrélation : $\forall s, I_2(s + \mathbf{v}(s)) = I_1(s)$
- Approche différentielle : $\frac{dI(x,y,t)}{dt} = 0$

Mesure du flux optique : approche par corrélation

- Pour mesurer le flot optique, il est nécessaire de trouver les points correspondant entre deux frames.
- **Idée** : exploiter les similarités entre les patchs de l'image entourant les points individuels.
 - ▶ $W(s)$ fenêtre centrée en s .
 - ▶ **But** : trouver $\mathbf{v}(s)$ qui maximise la similarité entre I_1 dans $W(s)$ et I_2 dans $W(s + \mathbf{v}(s))$



Mesure du flux optique : approche par corrélation

Mesures de similarité

- SAD : somme des différences des valeurs absolues

$$\sum_{r \in W(s)} |I_2(r + \mathbf{v}) - I_1(r)|$$

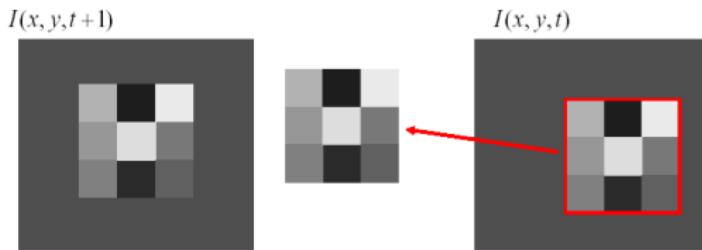
- SSD : somme des différences au carré

$$\sum_{r \in W(s)} (I_2(r + \mathbf{v}) - I_1(r))^2$$

- Corrélation croisée

$$\sum_{r \in W(s)} (I_2(r + \mathbf{v}) \cdot I_1(r))$$

Mesure du flux optique : approche par corrélation



Minimisation de la différence de luminosité

$$E_{SSD}(u, v) = \sum_{x,y \in W} (I(x + u, y + v, t + 1) - I(x, y, t))^2$$

Estimation du flot optique : approche différentielle

$$\frac{dI(x,y,t)}{dt} = 0$$
$$\frac{dI(x,y,t)}{dt} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$$

- $\frac{\partial I}{\partial x}$ et $\frac{\partial I}{\partial y}$: gradients spatiaux de l'image, i.e. comment l'image varie en x et en y pour un temps fixé.
- $\frac{\partial I}{\partial t}$: dérivée temporelle de l'image, i.e. comment l'image varie dans le temps pour une position fixée.
- $\frac{dx}{dt} = u, \frac{dy}{dt} = v$, dérivées temporelles, i.e. composantes de la vitesse représentant le taux de changement en x et en y .

Estimation du flot optique : approche différentielle

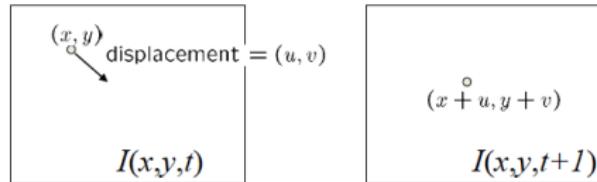
$$\frac{dI(x,y,t)}{dt} = 0$$
$$\frac{dI(x,y,t)}{dt} = \frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0$$

Réécriture en :

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I^T \cdot \mathbf{v} = 0 \text{ avec } \mathbf{v} = (u, v) \text{ la vitesse inconnue.}$$

Estimation du flot optique : approche différentielle

Autre façon d'obtenir cette équation.



Intensité constante ($\Delta t = 1$) :

$$I(x, y, t) = I(x + u(x, y), y + v(x, y), t + 1)$$

Petit mouvement : développement de Taylor de $I(x, y, t)$:

$$I(x + u, y + v, t + 1) \approx I(x, y, t) + I_x u(x, y) + I_y v(x, y) + I_t$$

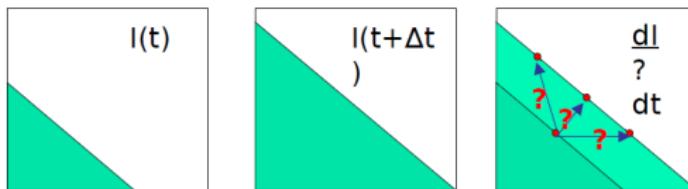
$$I(x + u, y + v, t + 1) - I(x, y, t) = I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t$$

$$\text{Donc : } I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t \approx 0 \Rightarrow \nabla I \cdot [u \ v]^T + I_t = 0$$

Estimation du flot optique : approche différentielle

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I^T \cdot \mathbf{v} = 0 \text{ avec } \mathbf{v} = (u, v) \text{ la vitesse inconnue.}$$

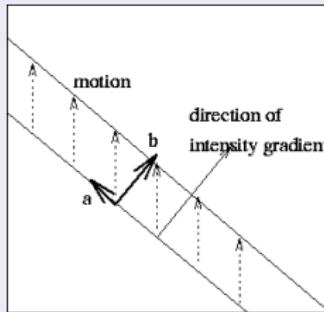
- Une équation, deux inconnues et donc plusieurs solutions sont possibles.
- Plusieurs mouvements peuvent correspondre à la situation ci-dessous (problème d'ouverture).



Idée : réduire au mouvement le plus simple (solution minimale) par ajout de contraintes au problème.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Problème d'ouverture

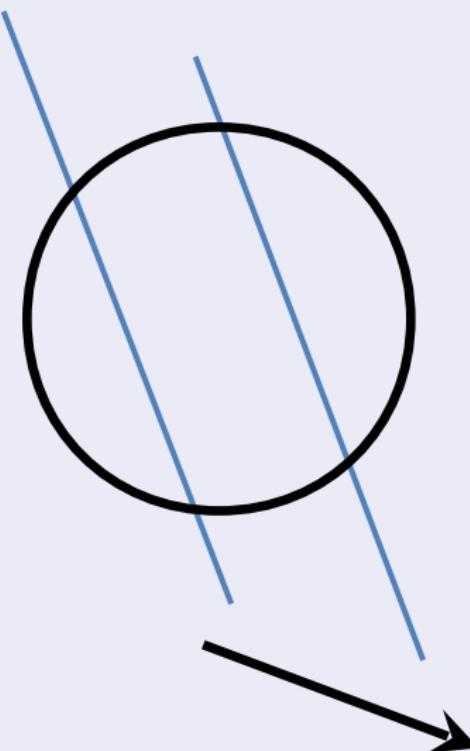


On considère un point dans l'image et on calcule le gradient dans une petite fenêtre autour de ce point (l'ouverture)

- Dans cette fenêtre, l'intensité varie dans la direction du gradient mais pas dans la direction perpendiculaire.
- Du point de vue des contours, l'intensité varie à travers le contour mais pas le long du contour.
- Un mouvement parallèle au contour ne peut pas être retrouvé.
- Seule b , composante normale au bord, peut être estimée.

Estimation du flot optique : approche différentielle

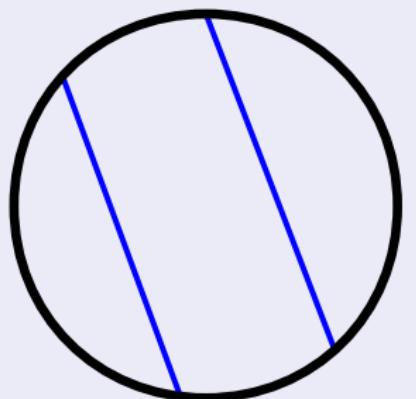
Problème d'ouverture



Mouvement réel

Estimation du flot optique : approche différentielle

Problème d'ouverture



Mouvement perçu

<http://elvers.us/perception/aperture/>

Estimation du flot optique : approche différentielle

The barber pole illusion



http://en.wikipedia.org/wiki/Barberpole_illusion

Estimation du flot optique : approche différentielle

Ajout de contraintes

- Hypothèse 1 : le champ de mouvement d'une petite partie de l'image est constant : [Lucas & Kanade](#); champ constant dans un voisinage
 - ▶ http://en.wikipedia.org/wiki/Lucas-Kanade_Optical_Flow_Method
 - ▶ B. D. Lucas and T. Kanade (1981), An iterative image registration technique with an application to stereo vision. Proceedings of Imaging Understanding Workshop, pages 121–130
<http://cseweb.ucsd.edu/classes/sp02/cse252/lucaskanade81.pdf>
- Hypothèse 2 : le champ de mouvement doit être lisse : [Horn & Schunk](#)
 - ▶ http://en.wikipedia.org/wiki/Horn-Schunck_method
 - ▶ B.K.P. Horn and B.G. Schunck, Determining optical flow. Artificial Intelligence, vol 17, pp 185-203, 1981. Manuscript.
<http://dspace.mit.edu/handle/1721.1/6337>

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Lucas & Kanade (spatial coherence constraint)

Le champ de mouvement d'une petite partie de l'image est constant.

- On considère un voisinage de $N \times N$ pixels (typiquement 5) et on prétend que les pixels ont le même (u, v)
- Avec une fenêtre de 5×5 , on a 25 équations par pixel.

$$0 = \frac{\partial I}{\partial t}(p_i) + \nabla I(p_i) \cdot [u \ v]$$

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix}$$

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Lucas & Kanade

Résolution par minimisation (moindre carrés)

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_{25}) & I_y(p_{25}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_{25}) \end{bmatrix} \Leftrightarrow A\mathbf{v} = b$$

- Solution de $A^T A\mathbf{v} = A^T b$
- $\mathbf{v} = (A^T A)^{-1} A^T b$.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Lucas & Kanade

$$\begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A^T A \mathbf{v} \\ u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{bmatrix}$$

- Sommes sur tous les pixels dans la fenêtre $N \times N$
- Problème soluble quand (quels sont les bons points à suivre ?) :
 - ▶ $A^T A$ est inversible.
 - ▶ $A^T A$ ne doit pas être trop petit à cause du bruit :
 - ★ Les valeurs propres λ_1 et λ_2 ne doivent pas être trop petites.
 - ▶ $A^T A$ doit être bien conditionnée (λ_1/λ_2 ne doit pas être trop grand)
 - ▶ $A^T A$: Est-ce que cela vous rappelle quelque chose ?

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Lucas & Kanade

$A^T A$ est équivalent à la matrice M du détecteur de Harris.

$$A^T A = \begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} = \sum \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} [I_x \ I_y] = \sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- Les valeurs propres et les vecteurs propres de $A^T A$ sont liés à la direction et à la magnitude du gradient.
 - ▶ Le vecteur propre associé à la plus grande valeur propre : direction d'un brusque changement d'intensité.
 - ▶ L'autre vecteur propre est orthogonal.

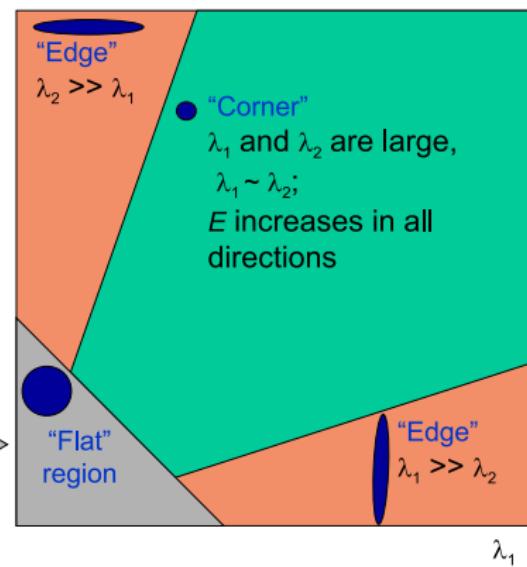
Indication sur les bonnes caractéristiques à suivre (*good features to track*).
 On peut résoudre $A^T A$ quand il n'y a pas de problèmes d'ouverture.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Interprétation des valeurs propres.

Classification of image points using eigenvalues of M :

λ_1 and λ_2 are small;
 E is almost constant in all directions



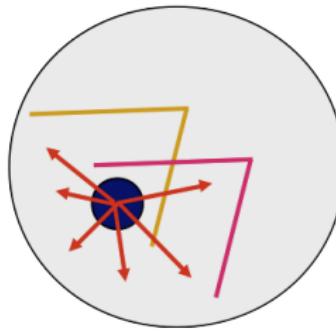
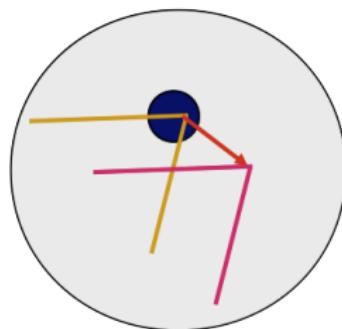
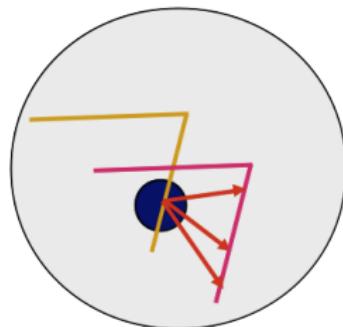
Source : Daria Frolova, Invariant feature detectors and descriptors.

http:

//www.weizmann.ac.il/~daryaf/InvariantFeatures.ppt

Estimation du flot optique : approche différentielle

Analyse des caractéristiques.



Estimation du flot optique : approche différentielle

Contour



<http://persci.mit.edu/demos/jwang/garden-layer/movies/mov/flower-orig2.mov>

$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- Gradients avec des valeurs très grandes ou très petites
- λ_1 grand et λ_2 petit.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Région peu texturée



$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- Gradients de petite magnitude
- λ_1 petit et λ_2 petit.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Région fortement texturée



$$\sum \nabla I (\nabla I)^T$$

- Gradients différents avec de grandes magnitudes
- λ_1 grand et λ_2 grand.

Estimation du mouvement : rappel des hypothèses

Hypothèse 1 : intensité constante

L'intensité observée d'un objet ne change pas lorsqu'il se déplace.

Hypothèse 2 : cohérence spatiale

Les points bougent de la même manière que leurs voisins.

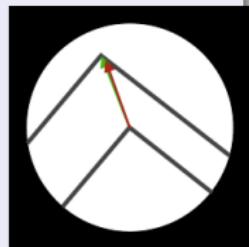
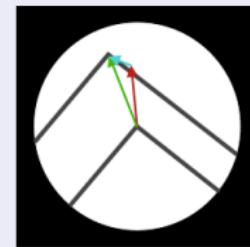
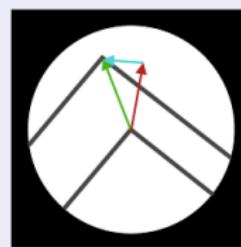
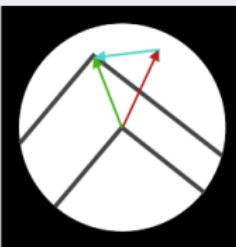
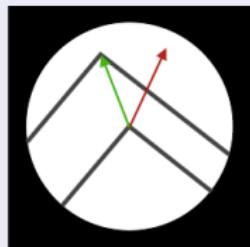
Hypothèse 3 : mouvements petits

Idéalement moins de 1 pixel par image.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Lucas & Kanade : limitations

L'approche basique de Lucas et Kanade n'est valide que si le déplacement est petit (approximations du premier ordre) : une version itérative de l'algorithme permet de raffiner l'estimation de mouvement.



Estimation du flot optique : approche différentielle

Algorithme itératif de Lucas Kanade

- ① Initialiser $(x', y') = (x, y)$.
- ② Calculer (u, v) par la méthode basique :

$$\begin{bmatrix} \sum I_x I_x & \sum I_x I_y \\ \sum I_x I_y & \sum I_y I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum I_x I_t \\ \sum I_y I_t \end{bmatrix}$$

avec $I_t = I(x', y', t + 1) - I(x, y, t)$.

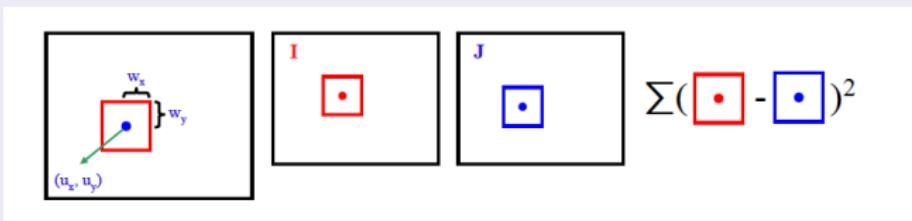
- ③ Déplacer la fenêtre par (u, v) :

$$x' \leftarrow x' + u; \quad y' \leftarrow y' + v$$

- ④ Recalculer I_t .
- ⑤ Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à obtenir de très faibles changements.

Algorithme de Lucas et Kanade itératif

Formulation générale



On cherche $\mathbf{d} = (d_x, d_y)$ de façon à minimiser l'erreur résiduelle :

$$\epsilon(\mathbf{d}) = \epsilon(d_x, d_y) = \sum_{x=u_x - w_x}^{u_x + w_x} \sum_{y=u_y - w_y}^{u_y + w_y} (I(x, y) - J(x + d_x, y + d_y))^2$$

w_x et w_y définissent la taille de la fenêtre $((2w_x + 1) \times (2w_y + 1))$.

Soit $\bar{\nu} = [\nu_x \ \nu_y]^T = \mathbf{d}$ le déplacement cherché. On a l'optimum quand :

$$\frac{\partial \epsilon(\bar{\nu})}{\partial \bar{\nu}}|_{\bar{\nu}=\bar{\nu}_{opt}} = [0 \ 0]$$

Algorithme de Lucas et Kanade itératif

Formulation générale

$$\frac{\partial \epsilon(\bar{\nu})}{\partial \bar{\nu}} = -2 \sum \sum (I(x, y) - J(x + \nu_x, y + \nu_y)) \cdot \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial x} & \frac{\partial J}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Substitution de $J(x + \nu_x, y + \nu_y)$ par son développement de Taylor à l'ordre 1 en $\bar{\nu} = [0 \ 0]^T$.

$$\frac{\partial \epsilon(\bar{\nu})}{\partial \bar{\nu}} \approx -2 \sum \sum (I(x, y) - J(x, y) - \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial x} & \frac{\partial J}{\partial y} \end{bmatrix} \bar{\nu}) \cdot \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial x} & \frac{\partial J}{\partial y} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial x} & \frac{\partial J}{\partial y} \end{bmatrix} = \text{gradient de l'image} \Rightarrow \nabla I^T$$

$I(x, y) - J(x, y) = \text{différence de frame pouvant être interprété comme la dérivée temporelle de l'image en } [x \ y]^T \text{ (sur la fenêtre considérée)} : \delta I.$

$$\frac{1}{2} \frac{\partial \epsilon(\bar{\nu})}{\partial \bar{\nu}} \approx \sum \sum (\nabla I^T \bar{\nu} - \delta I) \nabla I^T$$

$$\frac{1}{2} \left[\frac{\partial \epsilon(\bar{\nu})}{\partial \bar{\nu}} \right]^T \approx \sum \sum \left(\begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \bar{\nu} - \begin{bmatrix} \delta I I_x \\ \delta I I_y \end{bmatrix} \right)$$

Algorithme de Lucas et Kanade itératif

Formulation générale

Avec $G = \sum \sum \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$ et $b = \sum \sum \begin{bmatrix} \delta I I_x \\ \delta I I_y \end{bmatrix}$; on obtient donc :

$$\bar{\nu}_{opt} = G^{-1}b$$

Approche valide que si le déplacement est petit et donc pour obtenir une solution plus précise, on procède par itération.

Algorithme de Lucas et Kanade itératif

Formulation générale : version itérée

- k : indice d'itération.
- $\bar{\nu}^{k-1} = [\nu_x^{k-1} \nu_y^{k-1}]^T$: déplacement hypothétique déduit à partir des premières itérations 1, 2, ..., $k - 1$.
- J_k : nouvelle image translatée selon $\bar{\nu}^{k-1}$:

$$\forall (w, y) \in W, J_k(x, y) = J_{k-1}(x + \nu_x^{k-1}, y + \nu_y^{k-1})$$

- L'objectif est de calculer $\bar{\eta}^k = [\eta_x^k \eta_y^k]$ qui minimise :

$$\epsilon(\bar{\eta}^k) = \epsilon(\eta_x^k, \eta_y^k) = \sum \sum (I(x, y) - J_k(x + \eta_x^k, y + \eta_y^k))^2$$

Algorithme de Lucas et Kanade itératif

Formulation générale : version itérée

- A l'étape k :

$$\bar{\eta}^k = G^{-1} b_k$$

$$b_k = \sum \sum \begin{bmatrix} \delta I_k & I_x \\ \delta I_k & I_y \end{bmatrix}, \quad \delta I_k(x, y) = I(x, y) - J_k(x, y)$$

- I_x et I_y ne sont calculés qu'une fois, au début de l'itération.
- G est constant aussi
- δI_k doit être calculé à chaque itération.
- Après le calcul de $\bar{\eta}^k$, on en déduit une nouvelle hypothèse de déplacement $\bar{\nu}^k$:

$$\bar{\nu}^k = \bar{\nu}^{k-1} + \bar{\eta}^k$$

- On itère jusqu'à ce que $\bar{\eta}^k$ soit plus petit qu'un seuil fixé ou jusqu'à un nombre fixé d'itérations.
- On a alors $\bar{\nu} = \mathbf{d} = \sum_{k=1}^K \bar{\eta}^k$.

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Lucas & Kanade : limitations

Hypothèse d'un petit mouvement

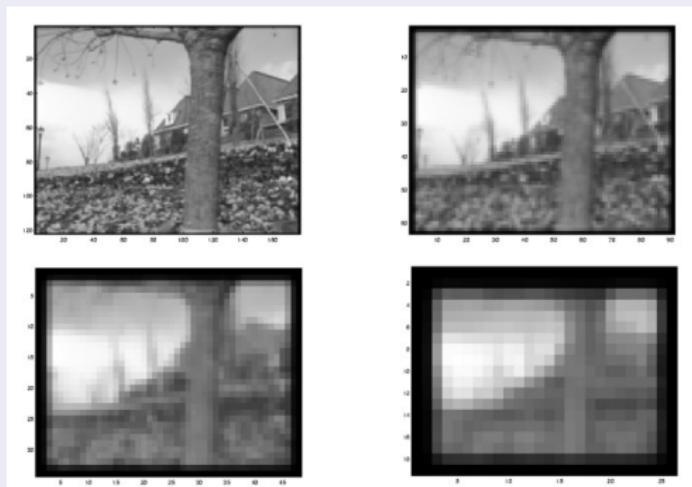


- Est ce que le mouvement est suffisamment petit ?
 - ▶ Certainement pas !
 - ▶ Comment résoudre ce problème ?

Estimation du flot optique : approche différentielle

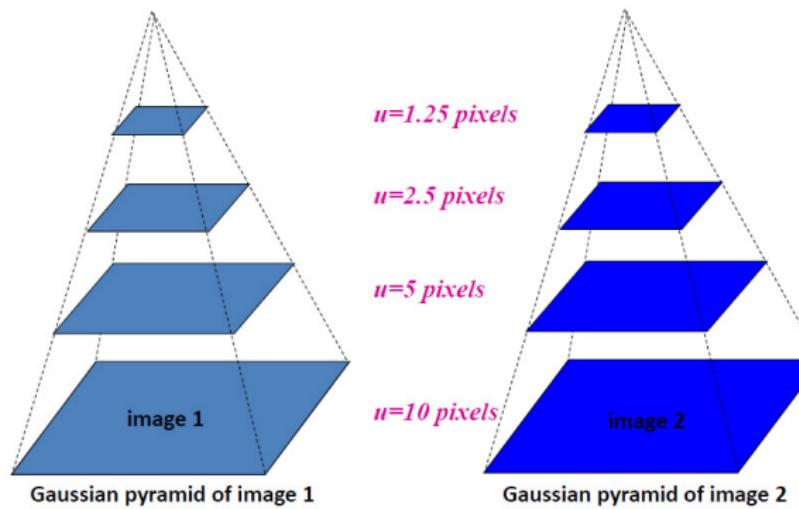
Approche Lucas & Kanade : limitations

Idée : diminution de la résolution : la diminution de la taille de l'image réduit les mouvements observés.



Estimation du flot optique : approche différentielle

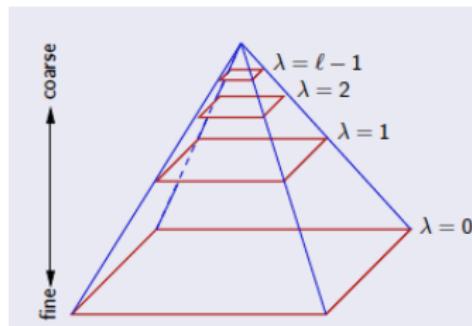
Estimation multi-échelle du flot optique



Estimation du flot optique : approche différentielle

Estimation multi-échelle du flot optique : représentation pyramidale multirésolution :

- Pyramide d'images : $I^{(\kappa)}$
- Positions des pixels : $\mathbf{p}^{(\kappa)} = \frac{1}{2^\kappa} \mathbf{p}$



OpenCV

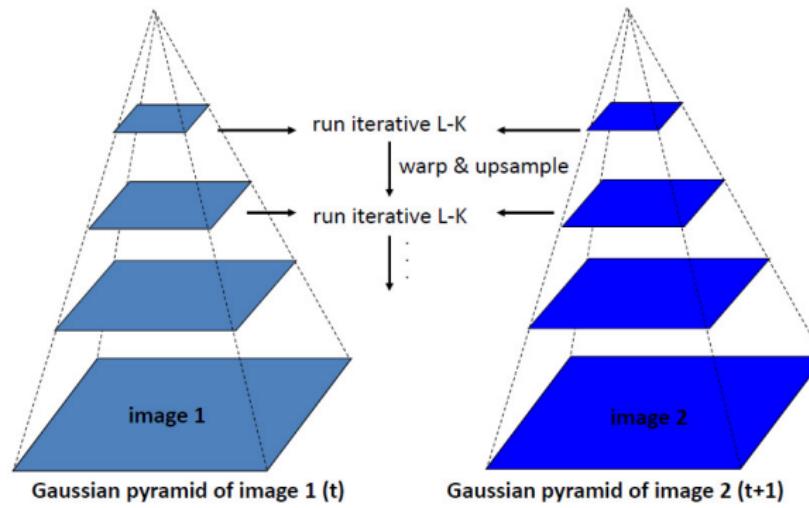
Image Pyramids (`cv2.pyrUp()` ; `cv2.pyrDown()`)

<http://docs.opencv.org/doc/tutorials/imgproc/pyramids/pyramids.html>

http://docs.opencv.org/trunk/doc/py_tutorials/py_imgproc/py_pyramids/py_pyramids.html

Estimation du flot optique : approche différentielle

Estimation multi-échelle du flot optique



Estimation du flot optique : approche différentielle

Estimation multi-échelle du flot optique : algorithme

Goal: Let \mathbf{u} be a point on image I . Find its corresponding location \mathbf{v} on image J

Build pyramid representations of I and J : $\{I^L\}_{L=0,\dots,L_m}$ and $\{J^L\}_{L=0,\dots,L_m}$

Initialization of pyramidal guess: $\mathbf{g}^{L_m} = [g_x^{L_m} \ g_y^{L_m}]^T = [0 \ 0]^T$

for $L = L_m$ down to 0 with step of -1

Location of point \mathbf{u} on image I^L : $\mathbf{u}^L = [p_x \ p_y]^T = \mathbf{u}/2^L$

Derivative of I^L with respect to x : $I_x(x, y) = \frac{I^L(x+1, y) - I^L(x-1, y)}{2}$

Derivative of I^L with respect to y : $I_y(x, y) = \frac{I^L(x, y+1) - I^L(x, y-1)}{2}$

Spatial gradient matrix: $G = \sum_{x=p_x-\omega_x}^{p_x+\omega_x} \sum_{y=p_y-\omega_y}^{p_y+\omega_y} \begin{bmatrix} I_x^2(x, y) & I_x(x, y) I_y(x, y) \\ I_x(x, y) I_y(x, y) & I_y^2(x, y) \end{bmatrix}$

Initialization of iterative L - K : $\bar{\nu}^0 = [0 \ 0]^T$

for $k = 1$ to K with step of 1 (or until $\|\bar{\eta}^k\| <$ accuracy threshold)

Image difference: $\delta I_k(x, y) = I^L(x, y) - J^L(x + g_x^L + \nu_x^{k-1}, y + g_y^L + \nu_y^{k-1})$

Image mismatch vector: $\bar{b}_k = \sum_{x=p_x-\omega_x}^{p_x+\omega_x} \sum_{y=p_y-\omega_y}^{p_y+\omega_y} \begin{bmatrix} \delta I_k(x, y) I_x(x, y) \\ \delta I_k(x, y) I_y(x, y) \end{bmatrix}$

Optical flow (Lucas-Kanade): $\bar{\eta}^k = G^{-1} \bar{b}_k$

Guess for next iteration: $\bar{\nu}^k = \bar{\nu}^{k-1} + \bar{\eta}^k$

end of for-loop on k

Final optical flow at level L : $\mathbf{d}^L = \bar{\nu}^K$

Guess for next level $L-1$: $\mathbf{g}^{L-1} = [g_x^{L-1} \ g_y^{L-1}]^T = 2(\mathbf{g}^L + \mathbf{d}^L)$

end of for-loop on L

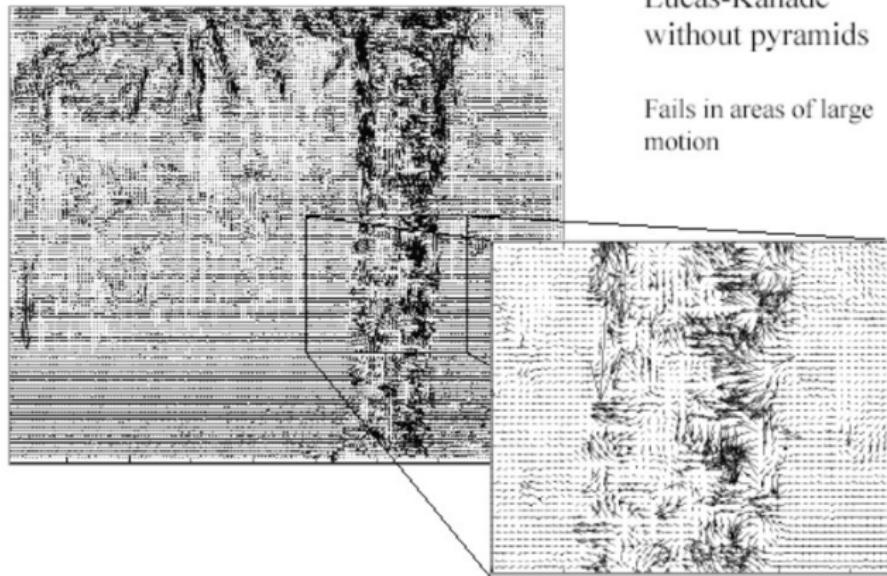
Final optical flow vector: $\mathbf{d} = \mathbf{g}^0 + \mathbf{d}^0$

Location of point on J : $\mathbf{v} = \mathbf{u} + \mathbf{d}$

Solution: The corresponding point is at location \mathbf{v} on image J

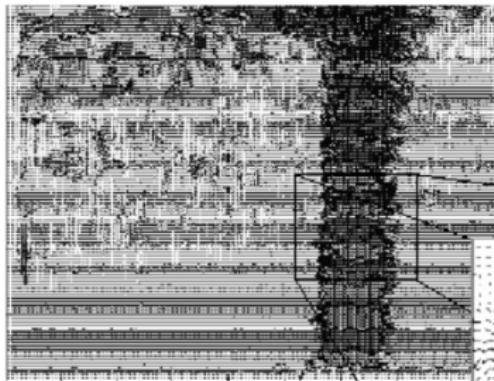
Estimation du flot optique : approche différentielle

Estimation multi-échelle du flot optique

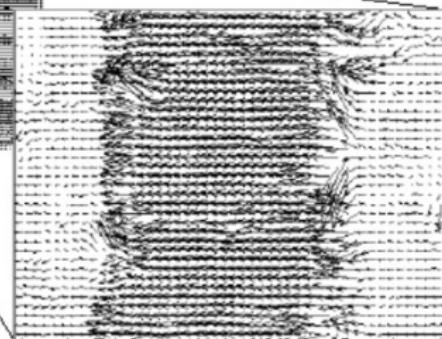


Estimation du flot optique : approche différentielle

Estimation multi-échelle du flot optique



Lucas-Kanade with Pyramids



- <http://www.ces.clemson.edu/~stb/klt/>
- OpenCV

Estimation du flot optique : approche différentielle

Approche Horn & Schunk

Ajout de contraintes : le champ de mouvement doit être lisse localement.

- Par exemple : rechercher v qui minimise :

$$\sum_x \underbrace{\left(\frac{\partial I}{\partial t}(x) + \nabla I^T(x) \cdot v(x) \right)^2}_{\text{Brightness constency}} + \lambda \underbrace{\left(\|\nabla u(x)\|^2 + \|\nabla v(x)\|^2 \right)}_{\text{Spatial coherence}}$$

Estimation du flot optique : approche différentielle

Application du flot optique



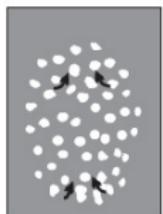
Disgust



Sadness



Happiness



Sadness



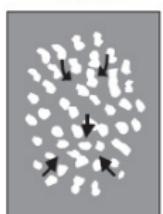
happiness



fear



Surprise



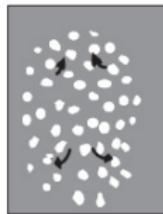
Anger



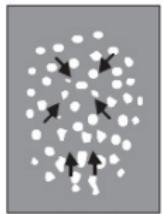
Anger



Surprise



Fear



Disgust

Estimation du flot optique : approche différentielle

Application du flot optique



http://www.fxguide.com/featured/art_of_optical_flow/

Estimation du flot optique : approche différentielle

Application du flot optique



http://www.fxguide.com/featured/art_of_optical_flow/

Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Quelles sont les bonnes caractéristiques à suivre ?

- On a vu tout cela avant... par exemple, les coins de Harris.
- Même algorithme que pour le calcul du flot optique : Lucas Kanade.

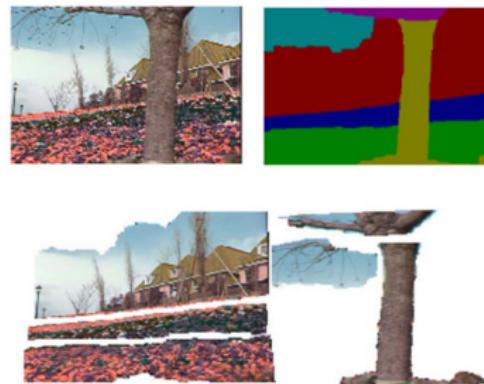
Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Segmentation du mouvement

Représentation par couches

Diviser la séquence d'images en couches correspondant à des mouvements affines différents.



Segmentation du mouvement

Mouvement affine

- $u(x, y) = a_1 + a_2x + a_3y$
- $v(x, y) = a_4 + a_5x + a_6y$
- Substitution dans l'équation de la luminosité : $0 \approx \frac{\partial I}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v$
- $0 \approx \frac{\partial I}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial x}(a_1 + a_2x + a_3y) + \frac{\partial I}{\partial y}(a_4 + a_5x + a_6y)$
- Minimisation aux moindres carrés :

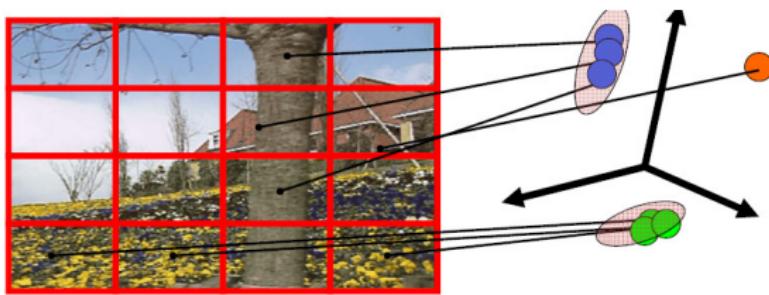
$$Err(a) = \sum \left[\frac{\partial I}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial x}(a_1 + a_2x + a_3y) + \frac{\partial I}{\partial y}(a_4 + a_5x + a_6y) \right]^2$$

Segmentation du mouvement

Comment estimer les couches ?

① Obtenir un ensemble d'hypothèses sur les mouvements affines

- ▶ Division de l'image en blocs et estimation des paramètres de mouvements affines dans chaque bloc par la méthode des moindres carrés.
- ▶ Elimination des hypothèses avec un fort résidu sur l'erreur.
- ▶ On considère l'espace des paramètres du mouvement ($a_1 \dots a_6$).
- ▶ Algorithme k-means sur les paramètres : on fusionne les groupes qui sont proches et on retient les groupes les plus larges pour obtenir un ensemble d'hypothèses plus petit décrivant le mouvement de la scène



Segmentation du mouvement

Comment estimer les couches ?

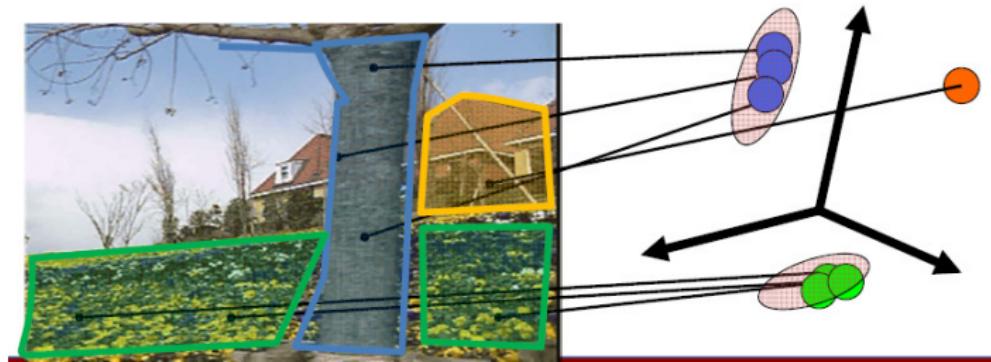
① Obtenir un ensemble d'hypothèses sur les mouvements affines

- ▶ Division de l'image en blocs et estimation des paramètres de mouvements affines dans chaque bloc par la méthode des moindres carrés.
- ▶ Elimination des hypothèses avec un fort résidu sur l'erreur.
- ▶ Transformation dans l'espace des paramètres du mouvement.
- ▶ Algorithme k-means sur les paramètres : on fusionne les groupes qui sont proches et on retient les groupes les plus larges pour obtenir un ensemble d'hypothèses plus petit décrivant le mouvement de la scène

② Itérer jusqu'à la convergence :

- ▶ On assigne à chaque pixel la meilleure hypothèse.
 - ★ Les pixels avec l'erreur résiduelle la plus haute restent non assignés.

Segmentation du mouvement



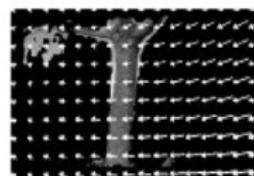
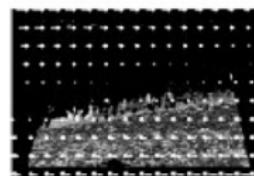
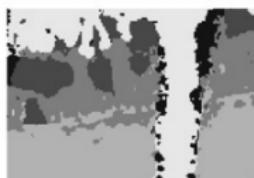
Segmentation du mouvement

Comment estimer les couches ?

- ➊ Obtenir un ensemble d'hypothèses sur les mouvements affines
 - ▶ Division de l'image en blocs et estimation des paramètres de mouvements affines dans chaque bloc par la méthode des moindres carrés.
 - ▶ Elimination des hypothèses avec un fort résidu sur l'erreur.
 - ▶ Transformation dans l'espace des paramètres du mouvement.
 - ▶ Algorithme k-means sur les paramètres : on fusionne les groupes qui sont proches et on retient les groupes les plus larges pour obtenir un ensemble d'hypothèses plus petit décrivant le mouvement de la scène
- ➋ Itérer jusqu'à la convergence :
 - ▶ On assigne à chaque pixel la meilleure hypothèse.
 - ★ Les pixels avec l'erreur résiduelle la plus haute restent non assignés.
 - ▶ Filtrage des régions pour renforcer les contraintes spatiales.
 - ▶ Réestimation du mouvement affine dans chaque région.

Segmentation du mouvement

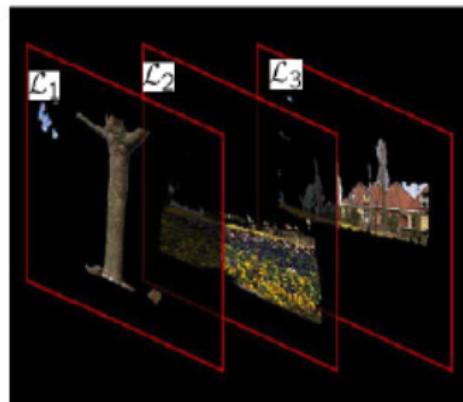
Exemple de résultats



<http://persci.mit.edu/demos/jwang/garden-layer/layer-demo.html>

Segmentation du mouvement

Exemple de résultats

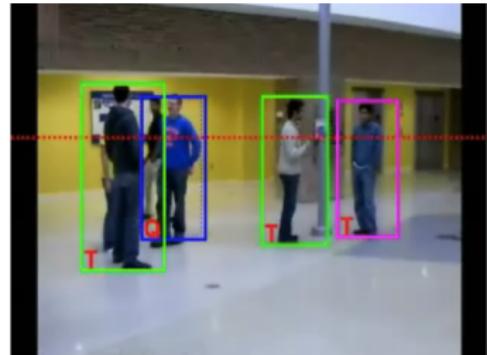
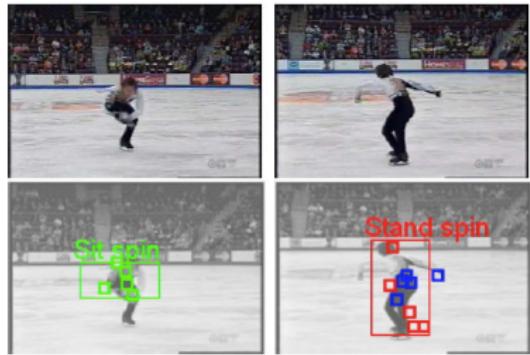


<http://persci.mit.edu/demos/jwang/garden-layer/layer-demo.html>

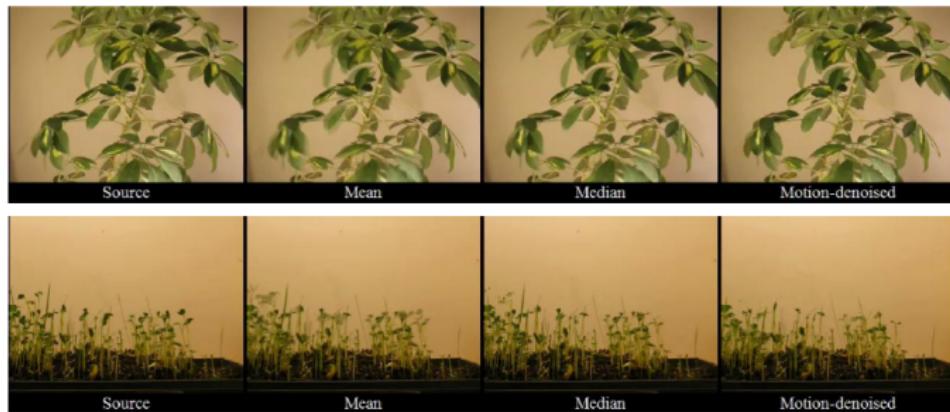
Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Reconnaissance d'activités



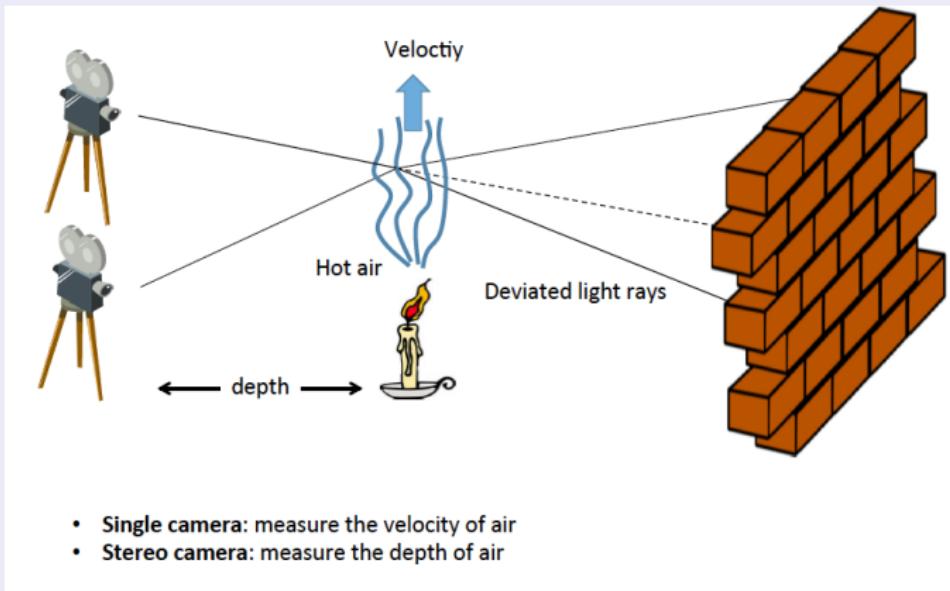
Stabilisation - Débruitage de vidéos



- <http://people.csail.mit.edu/mrub/timelapse/>
- http://research.microsoft.com/en-us/um/people/jiansun/papers/CVPR14_SteadyFlow.pdf

Quelques travaux récents

Refraction Wiggles

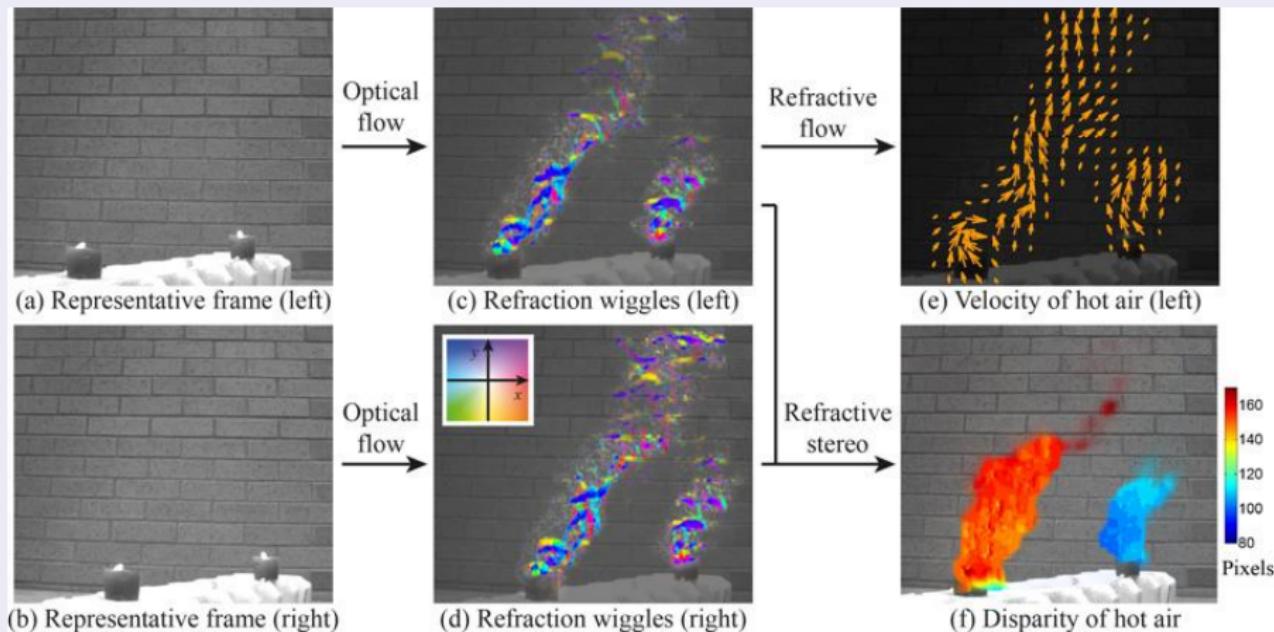


Refraction Wiggles for Measuring Fluid Depth and Velocity from Video *Tianfan Xue, Michael Rubinstein, Neal Wadhwa, Anat Levin, Fredo Durand, and William T. Freeman, ECCV 2014.* <http://people.csail.mit.edu/tfxue/proj/fluidflow/>

Quelques travaux récents

Refraction Wiggles

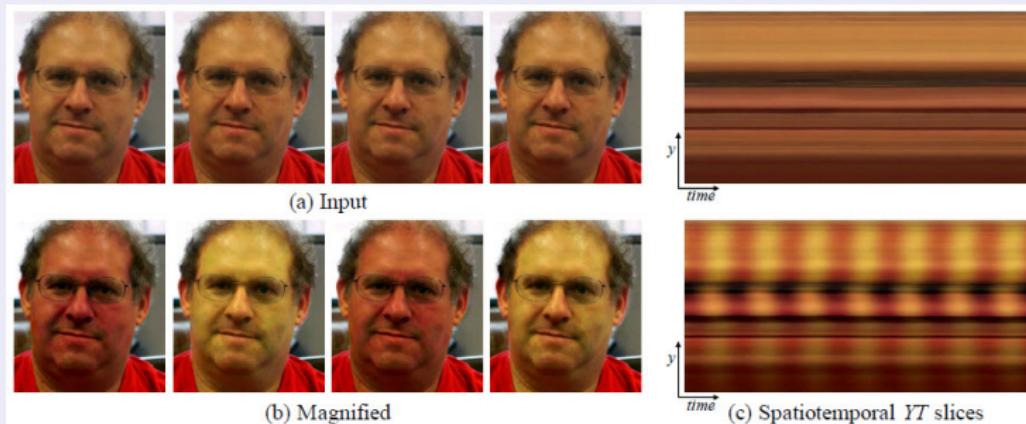
<http://people.csail.mit.edu/tfxue/proj/fluidflow/>



Quelques travaux récents

Video Magnification

Revealing Invisible Changes In The World



<https://www.youtube.com/watch?v=e9ASH8IBJ2U>.

Hao-Yu Wu, Michael Rubinstein, Eugene Shih, John V. Guttag, Frédo Durand, William T. Freeman : Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world.
ACM Trans. Graph. 31(4) : 65 (2012)

Quelques travaux récents

The visual microphone

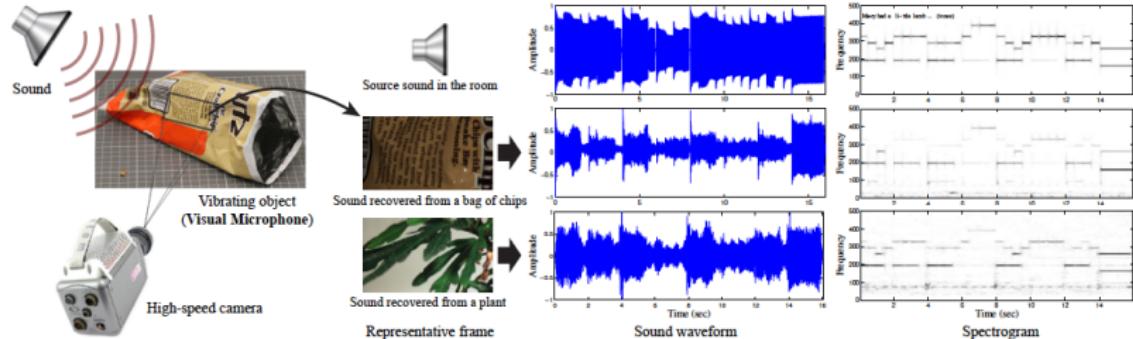


Figure 1: Recovering sound from video. Left: when sound hits an object (in this case, an empty bag of chips) it causes extremely small surface vibrations in that object. We are able to extract these small vibrations from high speed video and reconstruct the sound that produced them - using the object as a visual microphone from a distance. Right: an instrumental recording of "Mary Had a Little Lamb" (top row) is played through a loudspeaker, then recovered from video of different objects: a bag of chips (middle row), and the leaves of a potted plant (bottom row). For the source and each recovered sound we show the waveform and spectrogram (the magnitude of the signal across different frequencies over time, shown in linear scale with darker colors representing higher energy). The input and recovered sounds for all of the experiments in the paper can be found on the project web page.

<http://people.csail.mit.edu/mrub/VisualMic/>

Abe Davis, Michael Rubinstein, Neal Wadhwa, Gautham J. Mysore, Frédo Durand, William T. Freeman : The visual microphone : passive recovery of sound from video. ACM Trans. Graph. 33(4) : 79 (2014)

Plan

- 1 Introduction
- 2 Détection de mouvement
- 3 Estimation du mouvement
- 4 Suivi de caractéristiques
- 5 Segmentation du mouvement
- 6 Applications
- 7 Conclusion

Conclusion

- Le mouvement : une caractéristique importante en vision.
- Plusieurs approches pour le :
 - ▶ Déetecter.
 - ▶ Estimer.
 - ▶ Segmenter.
- De nombreuses applications.