# Flux optique

Traitement de l'information et vision artificielle

Victor Marchais, Tong Zhao

Mai 2017

Ecole Nationale des Ponts et Chaussées

# **Sommaire**

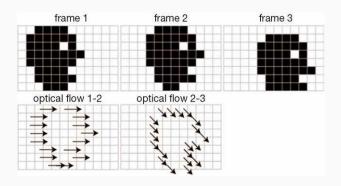
- 1. Introduction
- 2. Modélisation
- 3. La méthode de Lucas-Kanade
- 4. La méthode de Horn-Schunck
- 5. Application

Introduction

#### Introduction

**Définition** : Le mouvement relatif entre un observateur(caméra) et la scène.

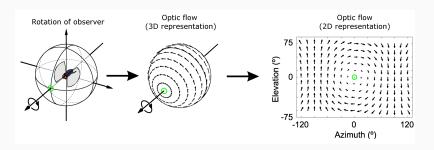
Objectif : Estimer le champ de mouvement à l'aide d'une série d'images.



2

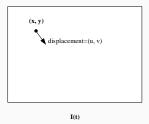
#### Introduction

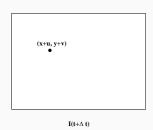
Champ de mouvement (dim = 3)  $\xrightarrow{proj}$  Flux optique en (dim=2)



Modélisation

# Hypothèses





#### Hypothèse:

- l'intensité lumineuse se conserve entre deux images successives
- le déplacement entre deux images est faible

#### La première hypothèse

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

La seconde hypothèse + la série de Taylor de l'ordre 1

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

Equation de contrainte du flux optique

$$I_x dx + I_y dy + I_t dt = 0 \Rightarrow I_x u + I_y v + I_t = 0$$
 (1)

### Interprétation

$$I_x u + I_y v + I_t = 0$$

•  $I_x$ : La dérivée partielle de l'intensité lumineuse par rapport à x

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

ullet  $I_y$ : La dérivée partielle de l'intensité lumineuse par rapport à y

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

ullet  $I_t$ : La dérivée partielle de l'intensité lumineuse par rapport au temps

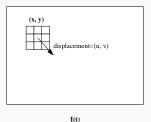
$$I_x = I(x, y, t) - I(x, y, t - 1)$$

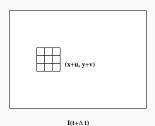
•  $u_x, u_y$ : Le flux optique à calculer

6

La méthode de Lucas-Kanade

# Hypothèse





**Hypothèse** : le déplacement (le flux optique) entre deux images adjacentes est constant sur un voisinage local du pixel considéré

Conséquence : on peut résoudre le problème par les équations simultanées.

7

### **Algorithme**

On prend un bloque de taille  $k \times k$  ( $3 \le k \le 15$  typiquement), et on obtient les équations suivantes :

$$\begin{cases} I_{x}(p_{1})u + I_{y}(p_{1})v &= -I_{t}(p_{1}) \\ I_{x}(p_{2})u + I_{y}(p_{2})v &= -I_{t}(p_{2}) \\ & \dots & \\ I_{x}(p_{k^{2}})u + I_{y}(p_{k^{2}})v &= -I_{t}(p_{k^{2}}) \end{cases} \rightarrow \begin{cases} I_{x}(p_{1}) & I_{y}(p_{1}) \\ I_{x}(p_{2}) & I_{y}(p_{2}) \\ & \dots & \dots \\ I_{x}(p_{k^{2}}) & I_{y}(p_{k^{2}}) \end{cases} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_{t}(p_{1}) \\ -I_{t}(p_{2}) \\ & \dots \\ -I_{t}(p_{k^{2}}) \end{bmatrix} \rightarrow Ax = b$$

Par la méthode des moindres carrés, on obtient la solution suivante :

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i I_x(p_i)^2 & \sum_i I_x(p_i)I_y(p_i) \\ \sum_i I_y(p_i)I_x(p_i) & \sum_i I_y(p_i)^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\sum_i I_x(p_i)I_t(p_i) \\ -\sum_i I_y(p_i)I_t(p_i) \end{bmatrix}$$

8

# **Exemple**





Figure 2 - k=9

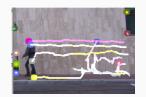
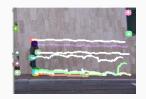


Figure 3 – k=5



**Figure 4** - k=12



Figure 5 – k=7



Figure 6 - k=15

# Avantages et Inconvénients

#### **Avantages**

- Le calcul est rapide et facile
- L'évolution temporelle est exacte

### Désavantages

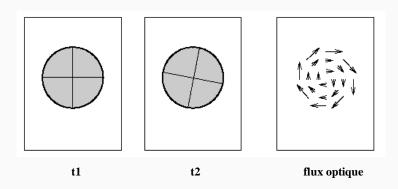
- Une forte erreur sur les bords des objets mobiles
- La qualité de l'algorithme dépend de celle des points clés.
- L'hypothèse est forte

# **Application**

Cette méthode convient à un ensemble de points bien choisis

La méthode de Horn-Schunck

# Hypothèse



On suppose que le déplacement entre deux images adjacentes se différencie sur chaque point et on le considère comme un problème d'optimisation

# **Algorithme**

#### Fonction d'énergie globale

• Point-wise energy :

$$E_d(i,j) = (I_x u_{ij} + I_y v_{ij} + I_t)^2$$

• Pair-wise energy :

$$E_s(i,j) = \frac{1}{4}[(u_{ij} - u_{i+1,j})^2 + (u_{ij} - u_{i,j+1})^2 + (v_{ij} - v_{i+1,j})^2 + (v_{ij} - v_{i,j+1})^2]$$

#### Fonction objective

$$\min_{u,v} \sum_{i,j} (E_d(i,j) + \lambda E_s(i,j))$$

# La descente du gradient

A la k-ème itération, le gradient se calcule comme ce qui suit :

$$u^{k+1} = \bar{u}^k - \frac{I_x(I_x\bar{u}^k + I_y\bar{v}^k + I_t)}{\lambda + I_x^2 + I_y^2}$$
$$v^{k+1} = \bar{v}^k - \frac{I_y(I_x\bar{u}^k + I_y\bar{v}^k + I_t)}{\lambda + I_x^2 + I_y^2}$$

d'où

$$\bar{u}^{k}(x,y) = \frac{1}{4}(u_{i-1,j} + u_{i+1,j} + u_{i,j+1} + u_{i,j-1})$$
$$\bar{v}^{k}(x,y) = \frac{1}{4}(v_{i-1,j} + v_{i+1,j} + v_{i,j+1} + v_{i,j-1})$$

# Exemple



Figure 7 - L'image originale



Figure 8 - Le flux optique

# Avantages et Inconvénients

#### **Avantage**

- Le flux est continu
- On calcule le flux global
- La flexibilité

#### Désavantage

- La vitesse particulièrement lente
- Le bord d'object mobile n'est pas clair.

#### **Application**

Cette méthode parvient à trouver le flux optique dense. Cependant, à cause de sa vitesse lente, on n'utilise plus cet algorithme dans la pratique.

# Application

# **Application**

#### Necessite : équilibre entre

- Vitesse de calcul
- Précision

#### Lucas-Kanade

- Points précis bien définis
- Hypothèses respectées

#### Horn-Schunck

- Mouvement des points diffèrent
- Mouvement de chaque point

# **Application**

### **Applications**

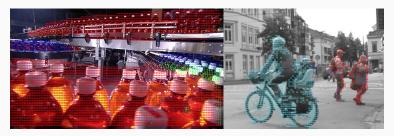


Figure 9 – Utilisations de l'optical flow

#### References i

- V
  - Wikipedia, Optical flow https://en.wikipedia.org/wiki/Optical\_flow
- Wikipedia, Horn-Schunck method
  - https://en.wikipedia.org/wiki/Horn-Schunck\_method
- Eric Yuan's Blog, Coarse-to-fine Optical Flow (Lucas & Kanade) http://eric-yuan.me/coarse-to-fine-optical-flow/

