UNC Universidad Nacional de Córdoba

MAESTRÍA EN ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

Tracking

Jorge Sánchez

jsanchez@famaf.unc.edu.ar

29-NOV-2013

Seguimiento de características y flujo óptico

Slides S. Savarese: *Optical Flow and Tracking* [a]

[a] `http://www.eecs.umich.edu/vision/teaching/EECS442_2012/lectures/lecture17.pdf`

Seguimiento de características y flujo óptico

Otros modelos de movimiento

- Modelo traslacional (LK)

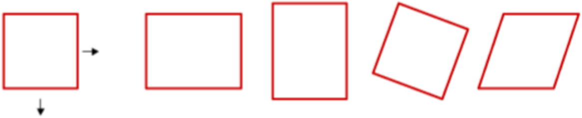
$$E(h) = \sum \left[I(x + h, t + 1) - I(x, t) \right]^2$$

$$h = (\delta_x, \delta_y)^T$$

- Modelo afin

$$E(A, h) = \sum \left[I(Ax + h, t + 1) - I(x, t) \right]^2$$

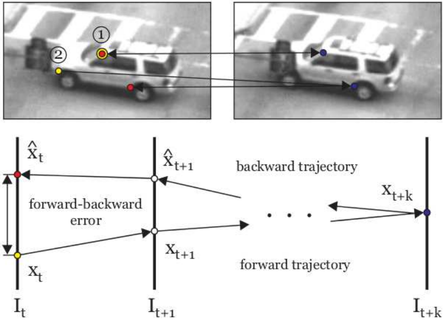
$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}, \; h = (\delta_x, \delta_y)^T$$



Seguimiento de características y flujo óptico

Detección de errores

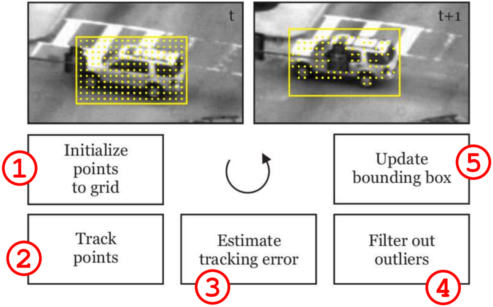
- Se puede obtener un score computando la similitud entre las ventanas centradas en el punto (x, y) y $(x+u, y+v)$ usando, p.ej.: SAD, SSD, NCC, etc.
- *Forward-backward tracking*[a]



[a] Zdenek Kalal, Krystian Mikolajczyk, and Jiri Matas. "Forward-backward error: Automatic detection of tracking failures". In: *ICPR*. 2010

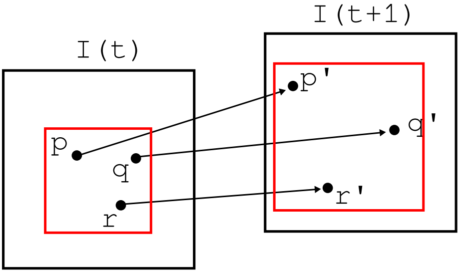
Seguimiento de características y flujo óptico

Seguimiento de regiones: "median flow"



1. Muestreo en grilla, aleatorio, etc.
2. LKPyr sobre cada punto muestreado
3. Forward-backward, SDD, SAD, etc.
4. Ordenar por score / error y descartar el 50% menos confiable
5. Estimación robusta de δ_x, δ_y, δ_{scale}

- $\delta_x = \text{MEDIANA}(\text{coordenada-X de los inliers})$
- $\delta_y = \text{MEDIANA}(\text{coordenada-Y de los inliers})$
- $\delta^2_{scale} = \text{MEDIANA}(\|p' - q'\| / \|p - q\| \text{ entre todos los pares})$



$$\delta_{scale} = \sqrt{\text{MEDIANA}\left(\frac{\|p'-q'\|}{\|p-q\|}, \frac{\|p'-r'\|}{\|p-r\|}, \frac{\|q'-r'\|}{\|q-r\|}\right)}$$

Métodos densos

Algoritmo de Horn-Schunck[b]

Se definen dos términos:

- El error de flujo óptico ("constancia de brillo")[a]:

$$E_c = (I_x u + I_y v + I_t)^2$$

- Termino de *regularización*, para favorecer de soluciones "suaves"

$$E_s = (u_x^2 + u_y^2) + (v_x^2 + v_y^2)$$

El objetivo es minimizar el siguiente funcional:

$$E = \int \int_\Omega (E_c + \alpha E_s) dxdy$$

en donde α es un parámetro (valores grandes dan lugar a soluciones mas suaves).

[a] Tener presente que: $u = u(x, y)$ y $v = v(x, y)$

[b] B. K. P. Horn and B. G. Schunck. "Determining Optical Flow". In: *Artificial Intelligence* 17 (1981), pp. 185–203

$$E = \int\int_{\Omega} \underbrace{\overbrace{(I_x u + I_y v + I_t)^2}^{E_c} + \overbrace{\left((u_x^2 + u_y^2) + (v_x^2 + v_y^2)\right)}^{Es}}_{L} dxdy$$

Se puede resolver usando las ec. de Euler-Lagrange:

$$\frac{\partial L}{\partial u} - \frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial L}{\partial u_x} - \frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial L}{\partial u_y} = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial v} - \frac{\partial}{\partial x}\frac{\partial L}{\partial v_x} - \frac{\partial}{\partial y}\frac{\partial L}{\partial v_y} = 0$$

Lo que (luego de discretizar) resulta en el siguiente esquema iterativo:

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

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

donde $\bar{u} = \bar{u}(x, y)$ es un promedio pesado de los valores de intensidad en torno a (x, y).

- Sensible al ruido
- Presenta errores en las discontinuidades de los objetos
- Ejemplo de uso de *regularización* para selección de modelos en problemas "ill-posed"
- Muchas variaciones posibles