8. Optikai áramlás és követés

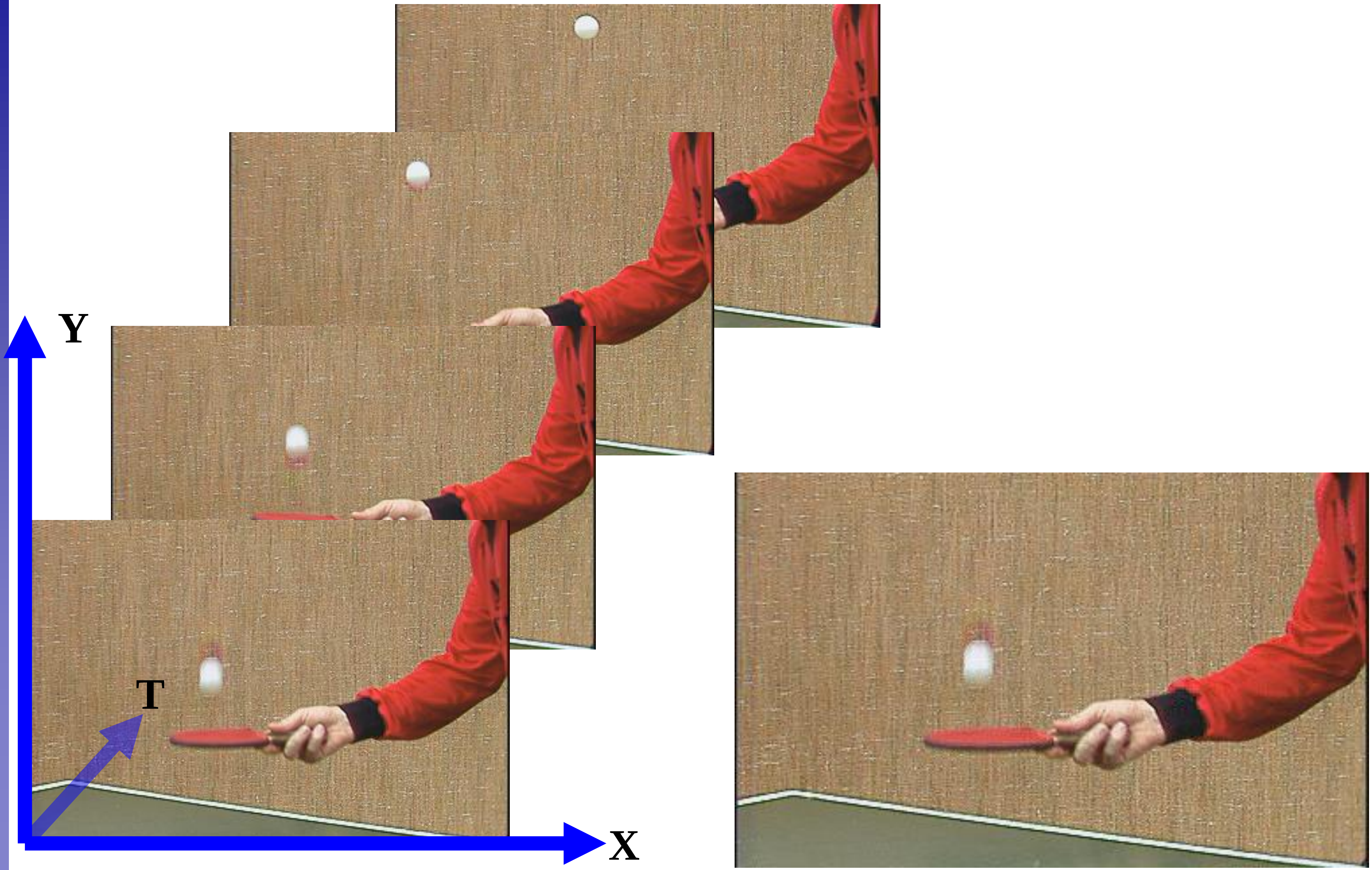
Kató Zoltán

Képfeldolgozás és Számítógépes Grafika tanszék

SZTE

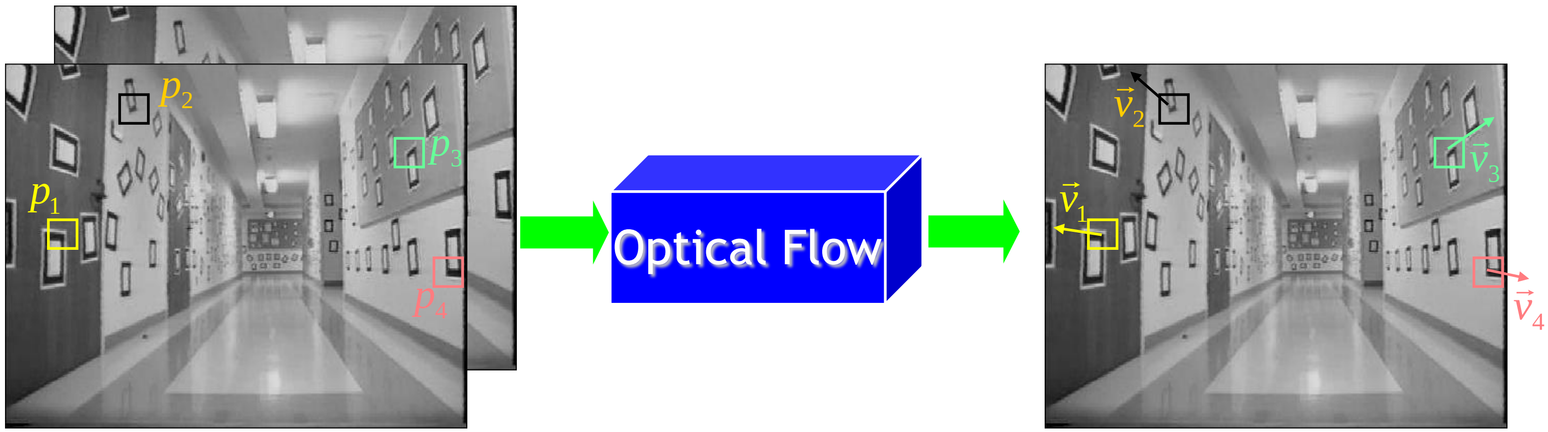
(http://www.inf.u-szeged.hu/~kato/teaching/)

Mozgókép (video) = diszkrét képsorozat



OPTIKAI ÁRAMLÁS

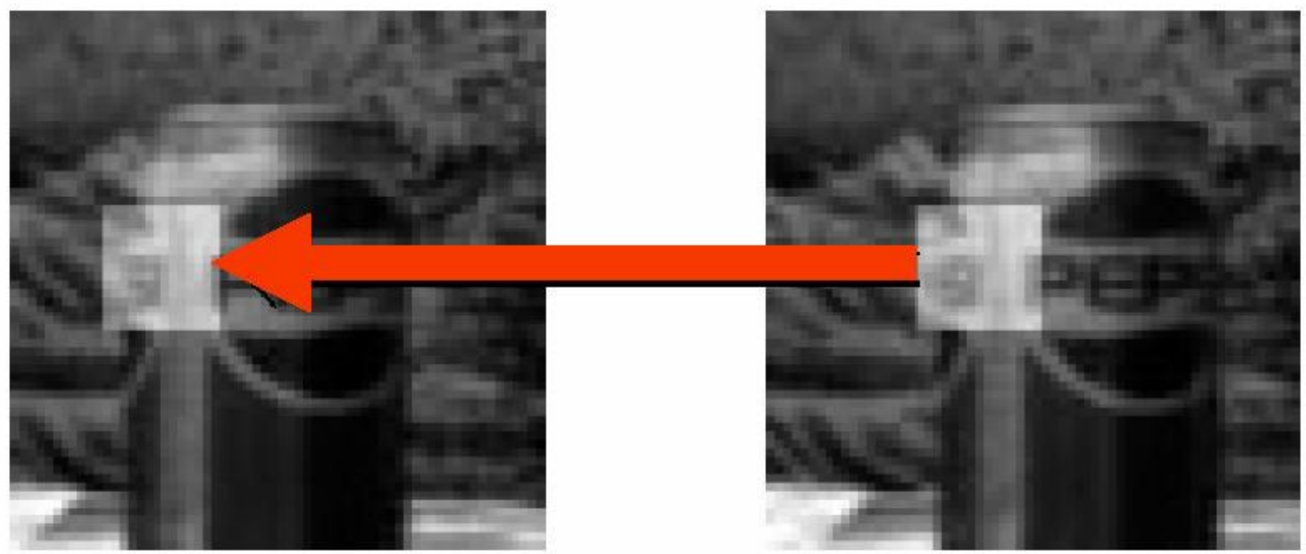
Optikai áramlás fogalma



Elmozdulás vektorok

- **A vizuális elmozdulást jellemzi (nem feltétlenül egyezik meg a valós elmozdulással)**
  - **Vektormező, amely minden pixelben megadja az elmozdulás irányát és nagyságát**
- **Általános feltételezés az intenzitás állandósága**
  - **Vagyis az elmozdulás következtében a pixelek NEM változtatják meg intenzitásukat.**

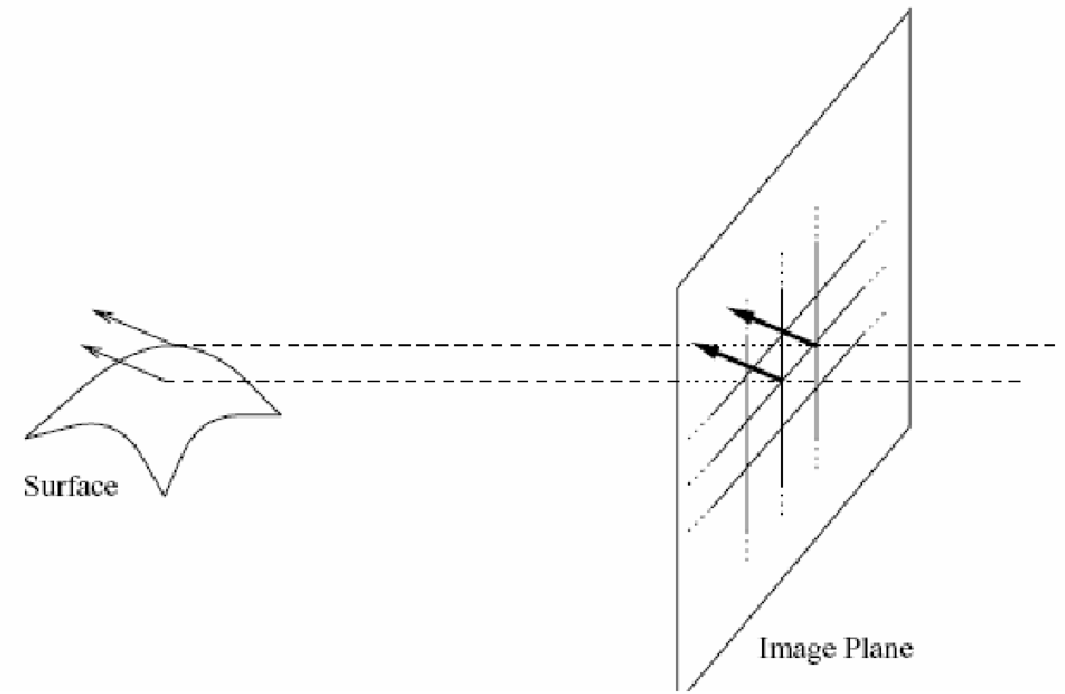
Alapfeltételezés 1: intenzitás megmaradás



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

* Slide from Michael Black, CS143 2003

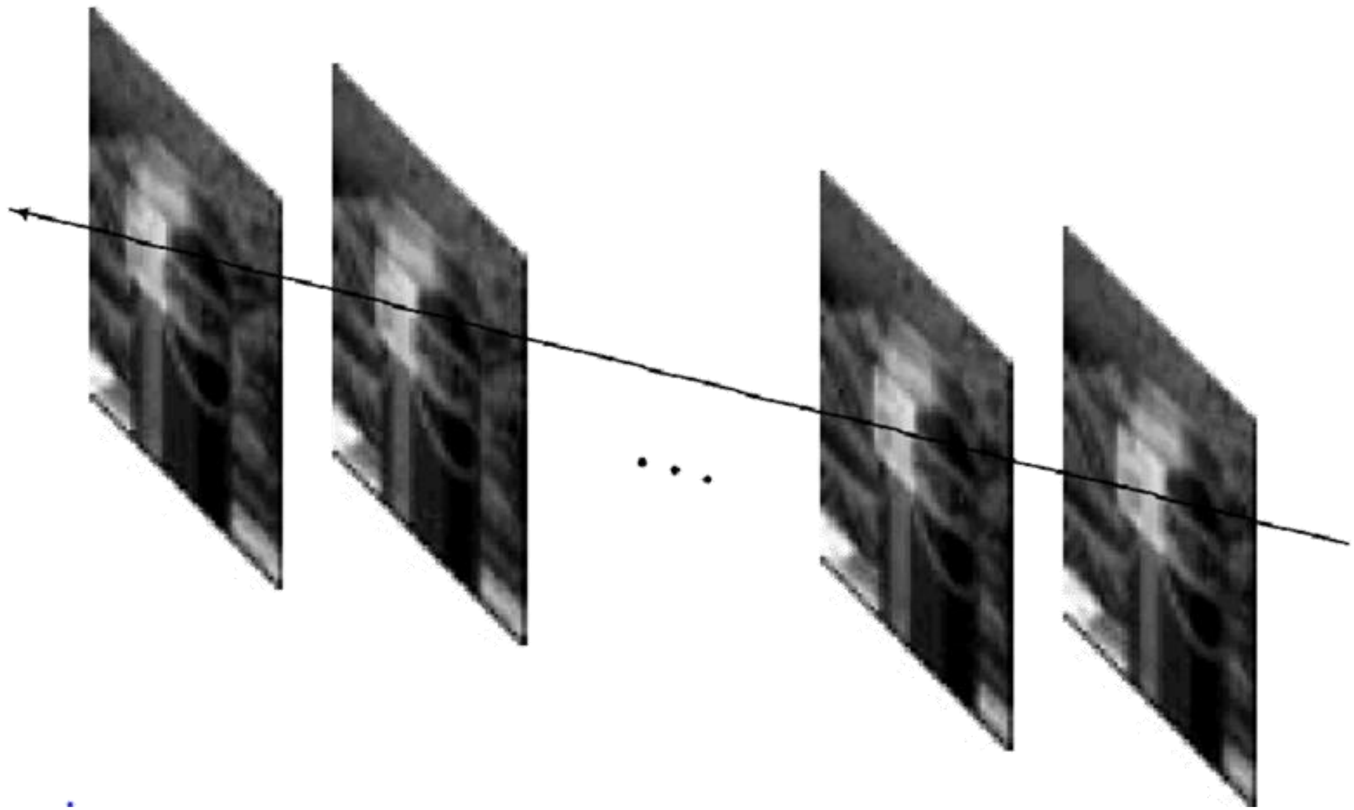
Alapfeltételezés 2: Térbeli koherencia



- **Mivel a szomszédos pixelek a térbeli objektum felületének is szomszédos pontjai, ezért hasonlóan mozognak**
  - **Következésképpen az optikai áramlásmező lokálisan sima**

* Slide from Michael Black, CS143 2003

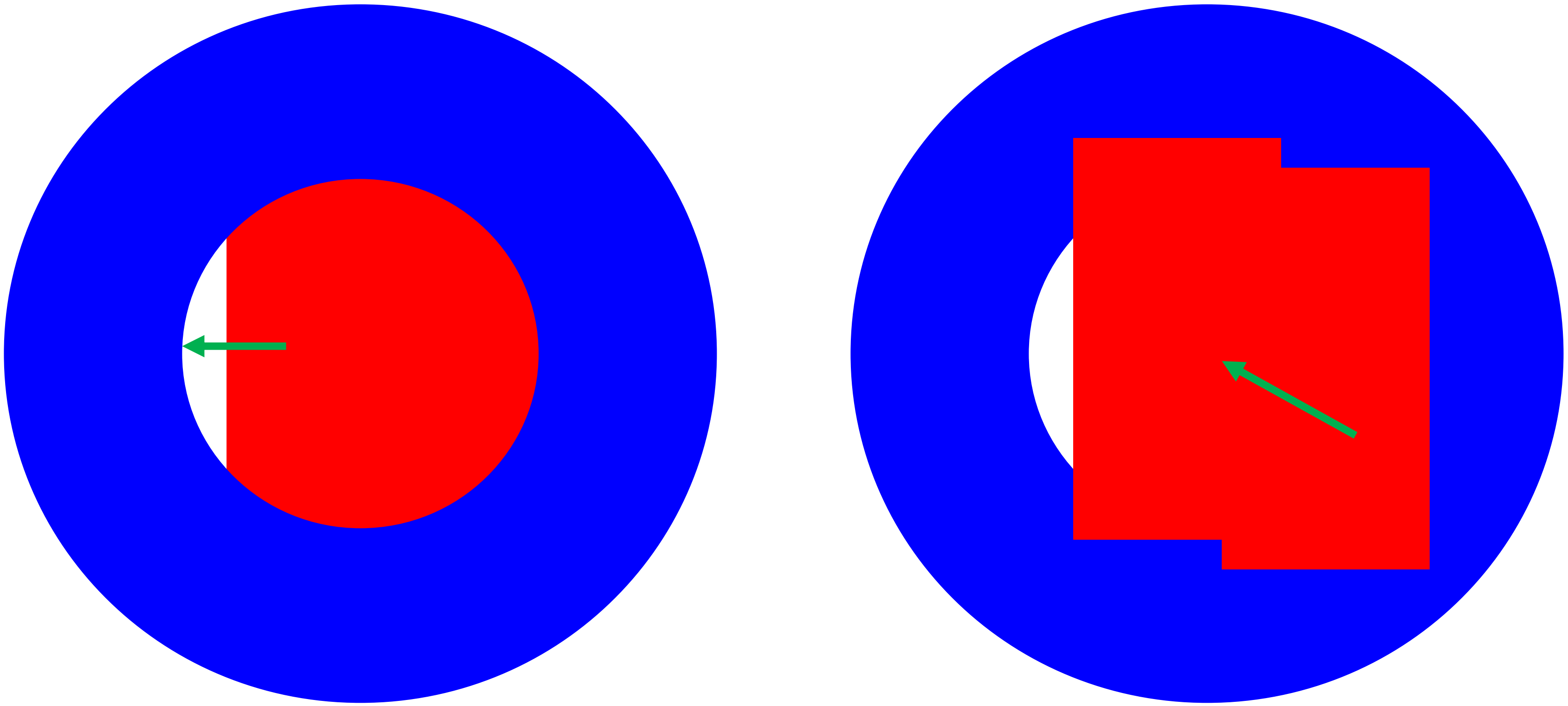
Alapfeltételezés 3: Időbeli állandóság



- **Egy felületelem képi elmozdulása időben lassan változik**

* Slide from Michael Black, CS143 2003

Apertura probléma

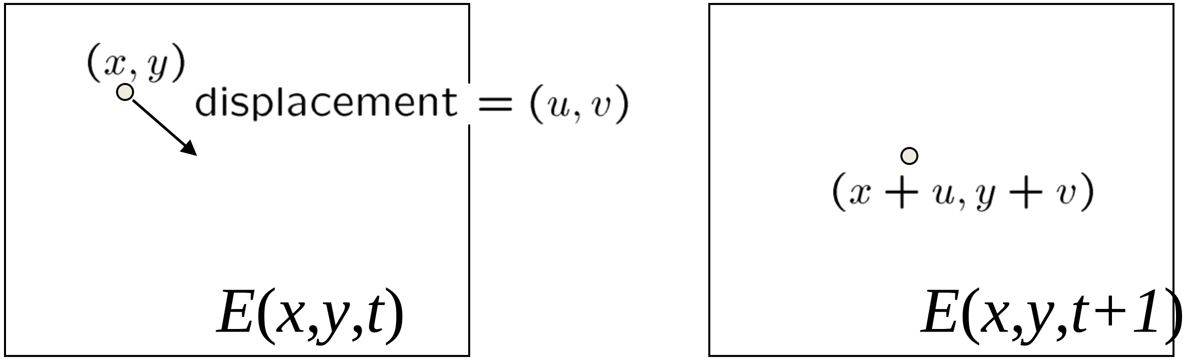


- **Csak az élre merőleges elmozdulásvektor komponens határozható meg.**

Optikai áramlás számolása

- Megfeleltetés alapú módszerek: speciális képpontok megfeleltetésén alapszik (~regisztráció)
  - Nagyobb elmozdulások kezelésére is képes
- Variációs módszerek: A kép összes pixelében vett térbeli és időbeli variáción alapszik
  - Tipikusan kis elmozdulások kezelésére alkalmas
    - Piramis technikával alkalmassá tehető nagyobb elmozdulások kezelésére is.

Intenzitás megmaradás



- **Intenzitás megmaradás elve:**

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

- **A jobb oldalt linearizálhatjuk az E*(x+u,y+v,t+1)* Taylor sorát véve az *(x,y,t)* körül:**

$$E(x+u, y+v, t+1) \approx E(x, y, t) + E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t$$

$$E(x+u, y+v, t+1) - E(x, y, t) = E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t$$

Vagyis, $E_x \cdot u + E_y \cdot v + E_t \approx 0 \;\rightarrow \nabla E \cdot [u \;\; v]^T + E_t = 0$

Intenzitás megmaradás egyenlete

$$E(x(t), y(t), t) = Constant$$

Idő szerinti derivált 0 (hiszen nem változik):

$$\frac{dE(x(t), y(t), t)}{dt} = 0$$

$$\frac{\partial E}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0$$

$$\nabla E = \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial x} \\ \frac{\partial E}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Képi gradiens

$$v = \begin{bmatrix} \frac{dx}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \end{bmatrix}$$

Optikai áramlás

$$E_t = \frac{\partial E}{\partial t}$$

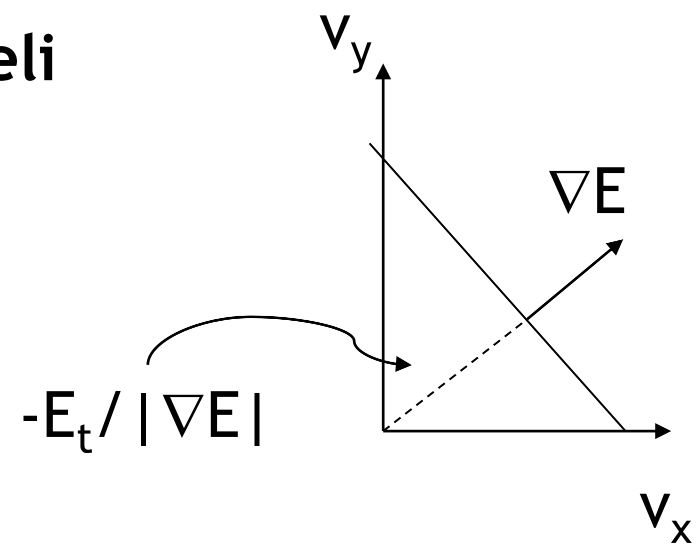
Időbeli derivált (frame diferencia)

Horn-Schunk egyenlet

$$\frac{\partial E}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0$$

- **A képi elmozdulás és a kép intenzitásának térbeli és időbeli deriváltjának kapcsolata:**

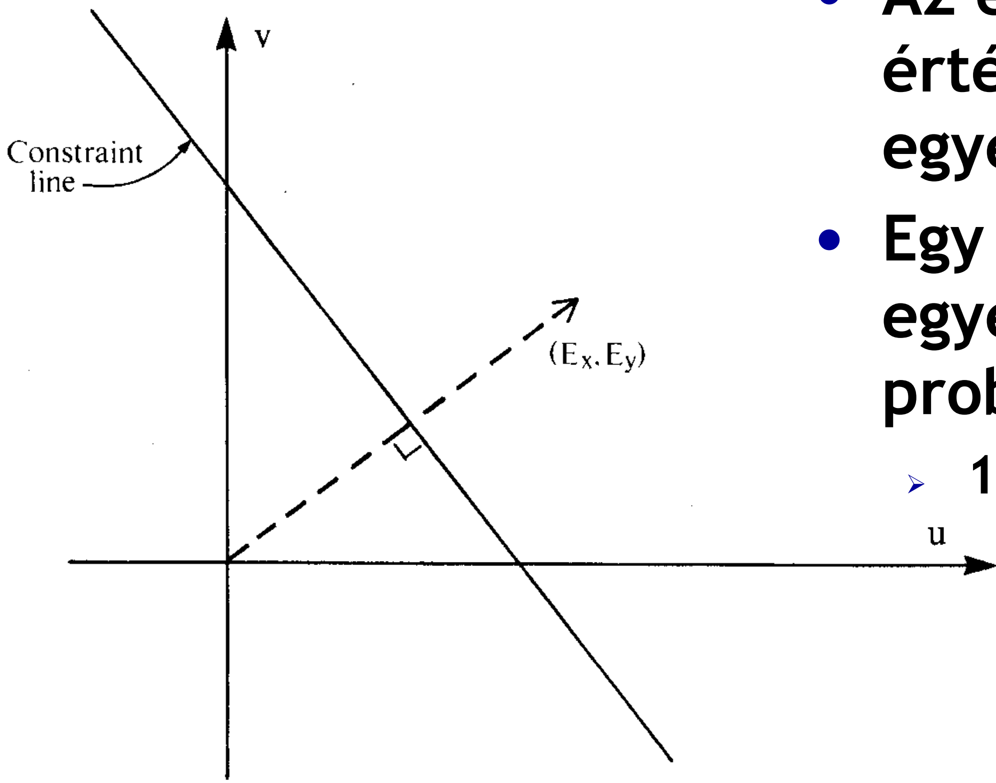
$$(\nabla E)^T . v + E_t = 0$$



Az optikai áramlás vektor egy egyenesen van

Kató Zoltán: Ipari Képfeldolgozás

Normális (optikai) áramlás



- Az egyenletet kielégítő **(u,v)** értékek a sebesség térben egy egyenesen helyezkednek el
- Egy lokális mérés csak ezt az egyenest adja ➔ apertura probléma.
  - 1 egyenlet ⇔ 2 ismeretlen

Normal flow $\mathbf{v}_n$

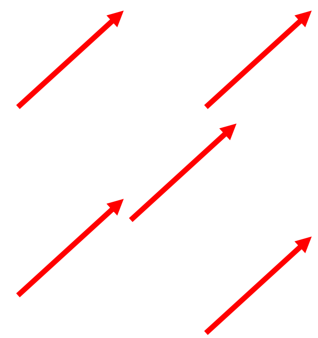
$$\left(E_x, E_y\right)\cdot\left(u, v\right) = -E_t$$

$$\text{Let } \mathbf{n} = \frac{\left(E_x, E_y\right)^T}{\left\|\left(E_x, E_y\right)^T\right\|}$$

$$\mathbf{v}_n = (\mathbf{v}\cdot\mathbf{n})\mathbf{n} = \left(\frac{-E_x E_t}{E_x^2 + E_y^2}, \frac{-E_y E_t}{E_x^2 + E_y^2}\right)^T$$

Regularizálás

- **További feltételekre van szükség, amit pl. regularizálással érhetünk el:**
  - Egy kis környezetben (gyakorlatban 5X5), az elmozdulás azonos,



    ezért minden pontra felírhatjuk az egyenletet ugyanazzal az (ismeretlen) elmozdulással.
    - Így a megoldás a sebességtér több egyenesének metszéspontjaként alakul ki.
  - Az optikai áramlásmező szakaszosan sima.

A konstans áramlás egyenletei

- **N=5 ➔ 25 egyenlet**

$$\underbrace{\begin{bmatrix} E_x(p_1) & E_y(p_1) \\ E_x(p_2) & E_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ E_x(p_{N^2}) & E_y(p_{N^2}) \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}} \underbrace{\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}}_{\mathbf{v}} = -\underbrace{\begin{bmatrix} E_t(p_1) \\ E_t(p_2) \\ \vdots \\ E_t(p_{N^2}) \end{bmatrix}}_{\mathbf{b}}$$

- **Standard LSE megoldás:**

$$\mathbf{Av} = \mathbf{b} \quad \text{LSE megoldás} \quad (\mathbf{A}^T\mathbf{A})\mathbf{v} = \mathbf{A}^T\mathbf{b}$$

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \sum E_x^2 & \sum E_x E_y \\ \sum E_x E_y & \sum E_y^2 \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}^T\mathbf{A}} \underbrace{\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}}_{\mathbf{v}} = -\underbrace{\begin{bmatrix} \sum E_x E_t \\ \sum E_y E_t \end{bmatrix}}_{\mathbf{A}^T\mathbf{b}}$$

($A^T A$) értelmezése

- Megegyezik a Harris sarokdetektornál használt mátrixal:

$$\begin{bmatrix} \sum E_x^2 & \sum E_x E_y \\ \sum E_x E_y & \sum E_y^2 \end{bmatrix}$$

- Szinguláris ha $\det(A^T A)=\lambda_1\lambda_2=0$
  - ➔ bármely sajátérték 0
  - ➔ apertura probléma:
    - Ha egyik 0 ➔ csak egy él, nem sarokpont
    - Mindkettő 0 ➔ homogén régió, nem sarokpont
- Ez a Kanade-Lucas algoritmus lényege (ld. később a mozgás követésnél).

Horn-Schunk algoritmus

- **Az intenzitás megőrződik (amennyire lehet):**

$$F_h(u,v) = \iint_D \left(E_x u + E_y v + E_t\right)^2 dx\,dy$$

- **Regularizálás: Optikai áramlás sima**

$$F_s(u,v) = \iint_D \left(u_x{}^2 + u_y{}^2\right) + \left(v_x{}^2 + v_y{}^2\right) dx\,dy$$

- **A megoldást az alábbi kombinált funkcionál minimalizálása adja:**

$$F(u,v) = \iint \left(\nabla E \cdot \mathbf{v} + E_t\right)^2 + \lambda\left(\|\nabla u\|_2{}^2 + \|\nabla v\|_2{}^2\right) dx\,dy \rightarrow \min$$

  - **λ a regularizáció súlyát határozza meg**

Variációs megoldás

- A megoldásban a funkcionál első variációja 0
  - Másodrendű differenciálegyenlet-párt kapunk, amit iteratív módon oldhatunk meg.
  - A deriváltakat véges differenciákkal közelítjük

$$u_{ij}^{n+1} = \overline{u}_{ij}^{n} - \alpha E_x \qquad \text{ahol } \alpha = \frac{E_x \overline{u}_{ij}^{n} + E_y \overline{v}_{ij}^{n} + E_t}{1 + \lambda(E_x^2 + E_y^2)}$$

$$v_{ij}^{n+1} = \overline{v}_{ij}^{n} - \alpha E_y$$

$\overline{u}, \overline{v}$ a 4 szomszédérték átlaga

Kató Zoltán: Ipari Képfeldolgozás

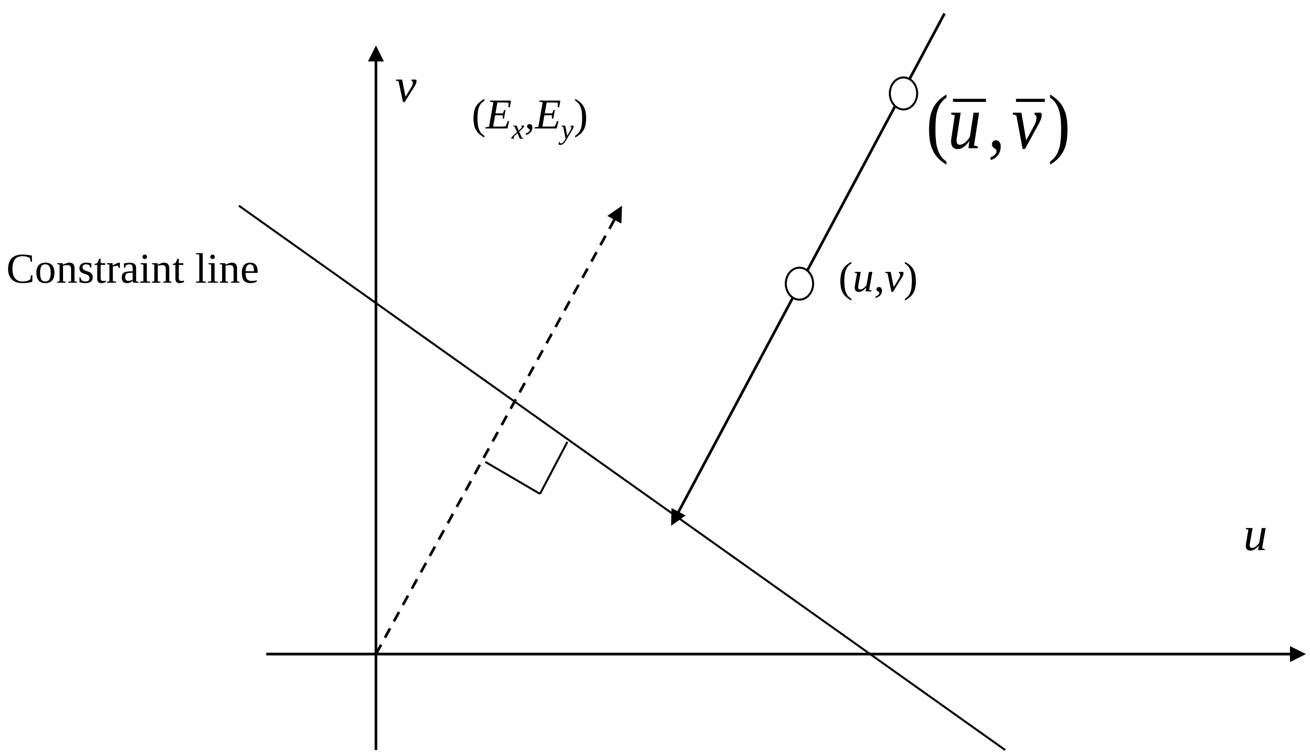
Variációs megoldás

- **Vagyis az új érték a 4 szomszéd átlaga, eltolva a képi gradiens irányába**

$$u_{ij}^{n+1} = \bar{u}_{ij}^{n} - \alpha E_x$$
$$v_{ij}^{n+1} = \bar{v}_{ij}^{n} - \alpha E_y$$

ahol $\alpha = \dfrac{E_x \bar{u}_{ij}^{n} + E_y \bar{v}_{ij}^{n} + E_t}{1 + \lambda (E_x^2 + E_y^2)}$

$\bar{u}, \bar{v}$ a 4 szomszédérték átlaga



Kató Zoltán: Ipari Képfeldolgozás

Horn-Schunk algoritmus pszeudokódja

begin

    for j := 1 to N **do** **for** l:= 1 to M **do** **begin**

        calculate the values $E_x(i,j,t)$, $E_y(i,j,t)$ *and* $E_t(i,j,t)$ using a selected approx formula

        initialize the values $u(l,j)$ and $v(i,j)$ to zero

    end {for}

    choose a suitable weighting value λ

    choose a suitable number $n_0 \geq 1$ of iterations

    $n := 1$

    while $n \leq n_0$ **do begin**

        for j := 1 to N **do** **for** i := 1 to M **do** **begin**

            compute $\underline{u}$, $\underline{v}$, α

            update $u(i,j)$, $v(i,j)$

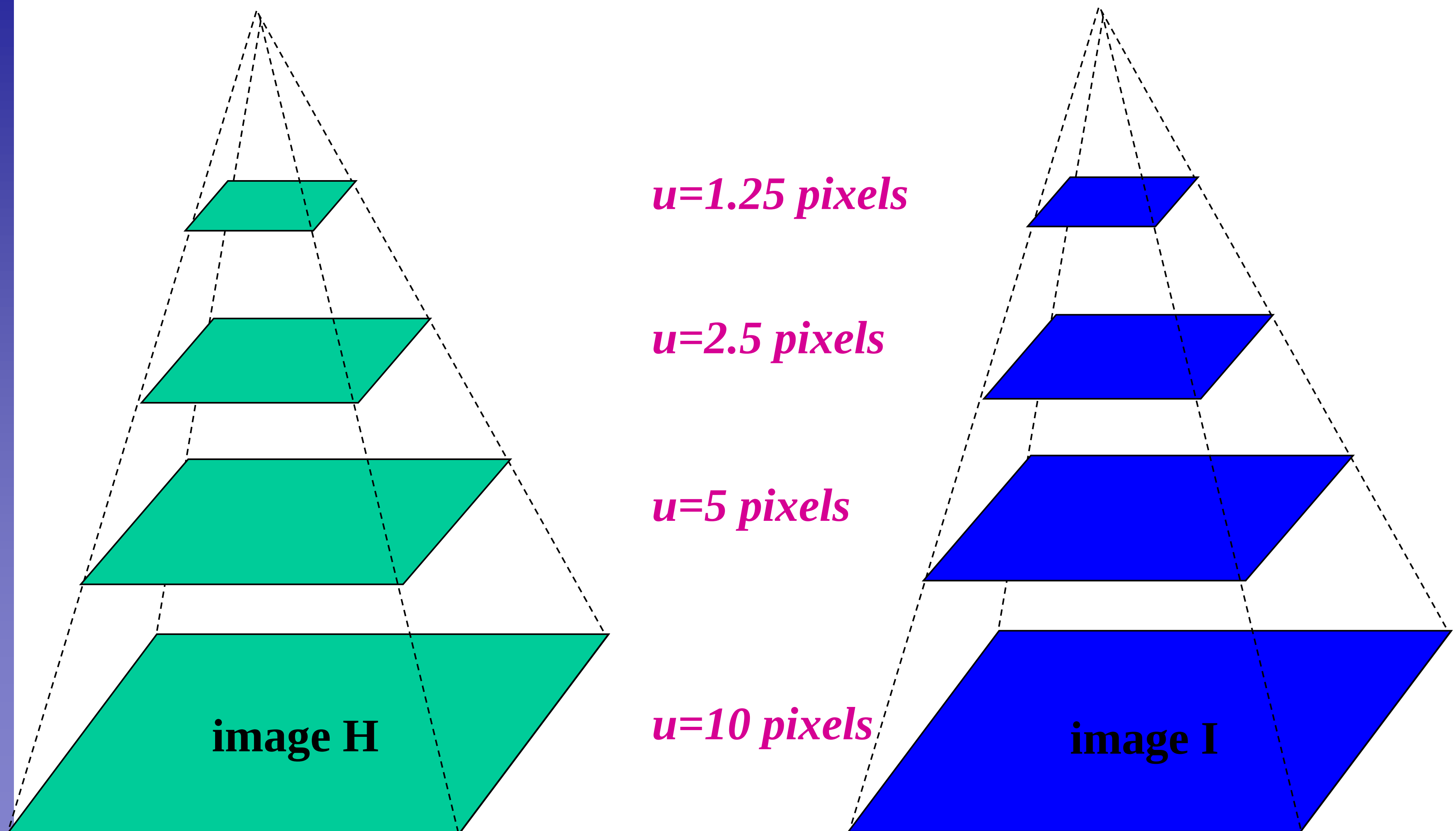
        end {for}

        $n := n + 1$

    end {while}

end

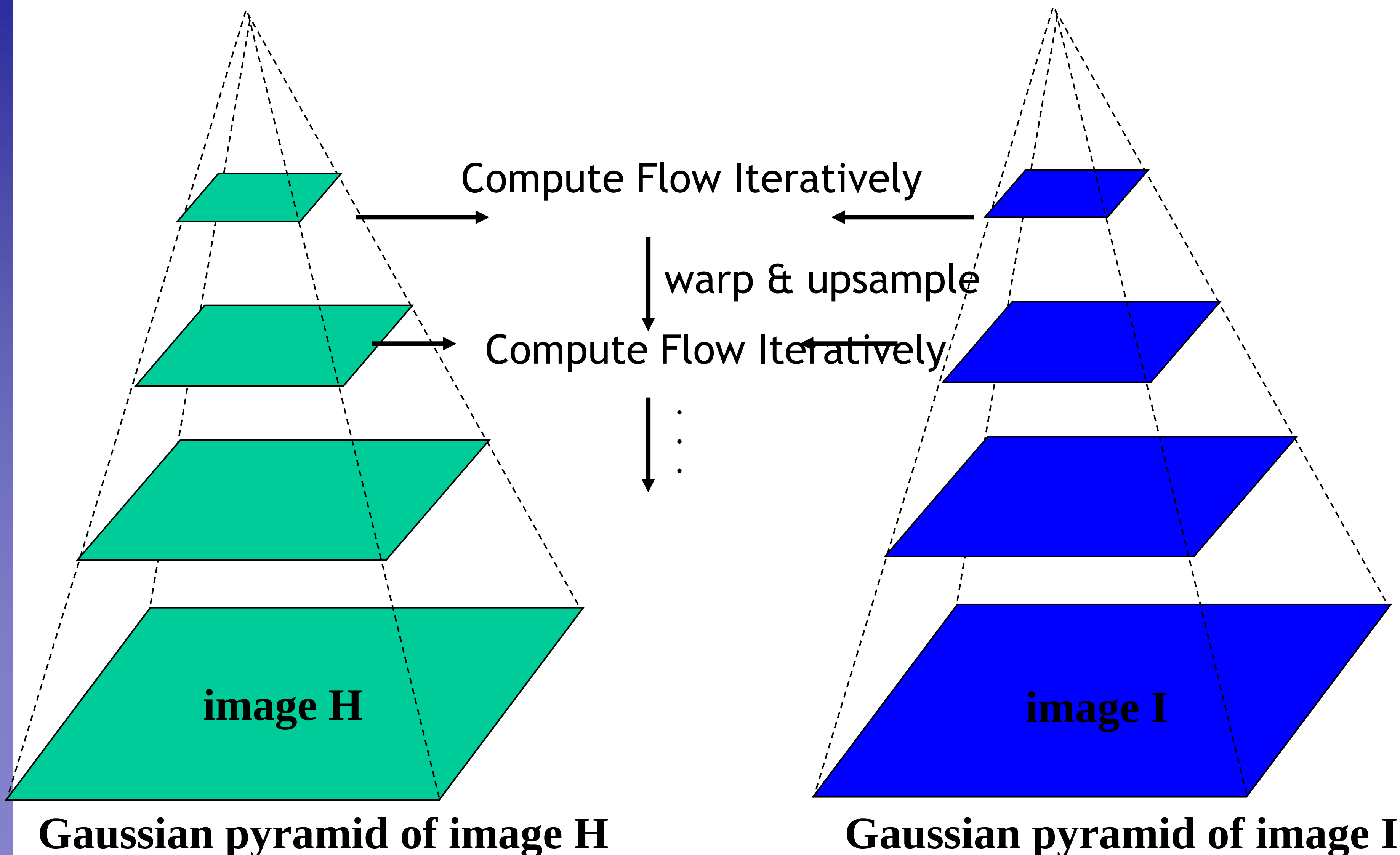
Nagyobb elmozdulások kezelése



Gaussian pyramid of image H

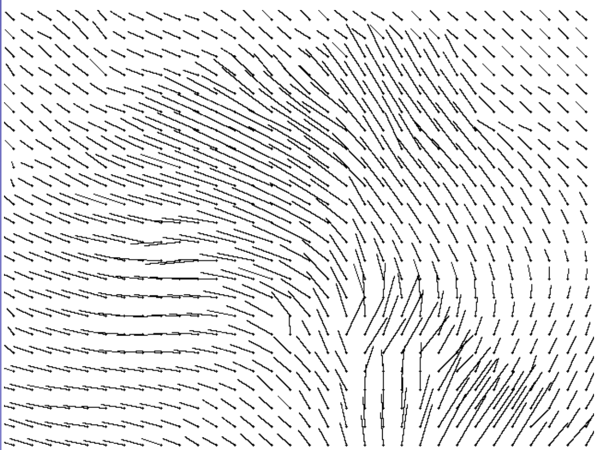
Gaussian pyramid of image I

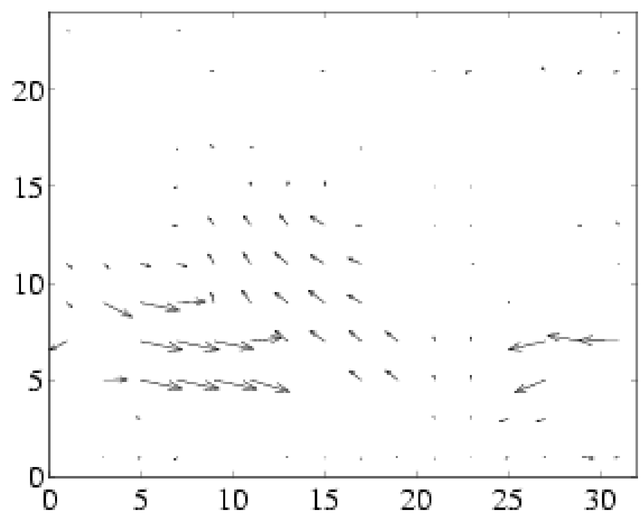
Nagyobb elmozdulások kezelése

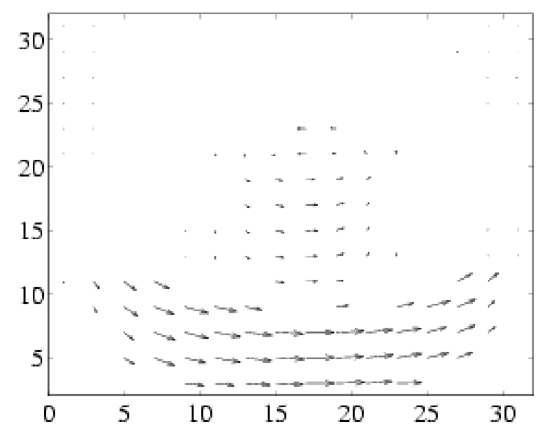


Kató Zoltán: Ipari Képfeldolgozás

Optikai áramlás példák





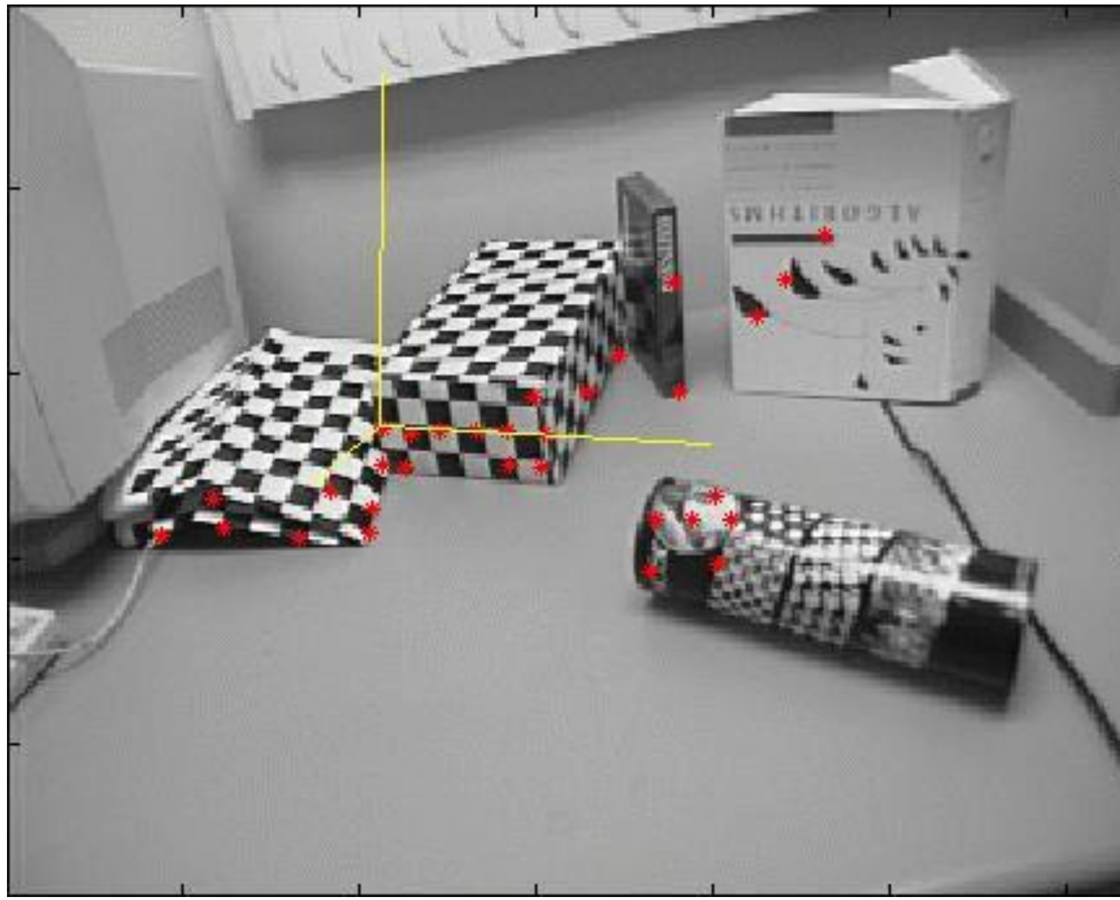


MOZGÁSKÖVETÉS

Jellemzők mozgásának követése

1. **Követendő objektumok azonosítása**
   - **Sarokpontok, esetleg egész régiók**
2. **Az objektumok követése az egymást követő képkockákon.**

- **Hasonló az optikai áramláshoz, de**
  - **itt kevesebb pixel hosszabb idő alatt végzett mozgását határozzuk meg.**



A követési probléma jellegzetességei

- Jellemző pontok kiválasztása
  - Az egyes képkockák között kis elmozdulás
  - Összességében azonban jelentős változás

- Megoldások
  - Kanade-Lucas-Tomashi tracker (“good features to track”)
    - [*Kanade-Lucas 81*] [*Shi-Tomasi 94*]
  - Kalman szűrő
  - Valószínűségi modell-alapú követő: CONDENSATION
    - CONditional DENSity propagATION [*Isard-Blake 98*]

Kanade-Lucas-Tomasi követő

1. **Keressünk jól követhető jellemzőket**
   - Lényegében stabil sarokpontokat, amelyek a követendő objektumon egyenletesen oszlanak el (gyakorlatban néhány száz pontot szokás venni).

2. **Kövessük a kiválasztott jellemző pontokat**
   - ~1 pixelnyi elmozdulást feltételezve ➔ *eltolási mozgás*
   - A követett pont kis környezetében azonos elmozdulást feltételezve ➔ *konstans áramlás*
   - Időnként ellenőrizzük, hogy a követett ponthalmaz (egy affin transzformáció erejéig) megegyezik a kiindulási halmazzal
     - Kilógó pontok elhagyása, ha kevés pont maradt akkor újak hozzávétele (takarás/előtűnés kezelése)
   - Képkockák közötti nagyobb elmozdulások kezelésére az optikai áramlás módszerénél alkalmazott technikák jöhetnek szóba.

Kanade-Lucas-Tomasi követő

- **Számoljuk ki a $\Delta=(d_x,d_y)$ eltolást, feltételezve, hogy az kicsi:**

$$\mathrm{argmin}_{\Delta} \iint_W \left(I + \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \Delta - J\right)^2 w(x,y)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y$$

- **Deriváltja 0:** $\iint_W 2 \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \left(I + \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \Delta - J\right) w(x,y)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y = 0$

$$\left(\iint_W \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} w(x,y)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y\right) \Delta = \iint_W \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} (J - I) w(x,y)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y$$

- **Affin mozgásra is igaz (6 ismeretlen 2 helyett):**

$$\mathrm{argmin}_{\Delta,\mathbf{A}} \iint_W \left(I + \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} & \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \left(\Delta + \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) - J\right)^2 w(x,y)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y$$

Példa mozgáskövetésre

Felhasznált anyagok

- **Derek Hoiem: Computer Vision (CS 543 / ECE 549), University of Illinois**
- **További források az egyes diákon feltüntetve.**