2.9

Moravec & Harrison edge detector

$$E(u) = \sum_i w(p_i) \cdot \left(I(p_i + u) - I(p_i)\right)^2$$

$$E_{WSSD} \approx \sum_i w(p_i) \cdot \left(\nabla I(p_i)^T \cdot u\right)^2 = u^T A u, \text{ kde}$$

<- Taylorův rozvoj

$$A = \sum_i w(p_i) \cdot \begin{pmatrix} I_x^2 & I_{xy} \\ I_{xy} & I_y^2 \end{pmatrix}$$

-> poměr vlastních čísel určuje, zdali je tam hrana nebo ne.

Můžeme počítat $R = \det - \alpha \operatorname{trace}$. Pak již stačí R správně odprahovat.

2.10

Pro jednotlivé pozice zkouším přiložit template a dívám se, jak moc se objekt (ne)liší.

Kvantifikuji pomocí:

rychlá, nevhodná — rychlá, hodnotí — méně rychlá, citlivá na změnu intenzity

Korelace, korelace s nulovým průměrem, suma vzdáleností, normalizovaná korelace.

<- korelace/citlivost invariantní, pomalá

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

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \left(\frac{dx}{dt} \quad \frac{dy}{dt}\right)^T$$

∇f

$$\nabla f^T \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0$$

$$\frac{(f_x, f_y)}{\|(f_x, f_y)\|} \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = -\frac{f_t}{\|(f_x, f_y)\|}$$

$$e_\nabla^T \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = -\frac{f_t}{\|(f_x, f_y)\|}$$

$$v_\nabla = -\frac{f_t}{\|(f_x, f_y)\|} \cdot e_\nabla$$

6 kanálů:

$$R: \quad r - (g+b)/2$$
$$G: \quad g - (r+b)/2$$
$$B: \quad b - (g+r)/2$$
$$Y: \quad (r+g)/2 - |r-g|/2 - b$$

} Aplikujeme gaussovskou pyramidu

$$I: \quad (r+g+b)/3$$
$$O: \quad O(\sigma, \theta)$$

→ kde $\theta \in \{0, 45, 90, 135\}$, $\sigma: \{0 \dots 9\}$

$$\underset{\text{center}}{c} \in \{2,3,4\}, \quad \underset{\text{surround}}{s} = c + d : d \in \{3,4\}$$

Model se v jednotlivých kanálech kouká na intenzity centrum–okolí, kde rozdíl bere z rozdílů gaussovských pyramid daného kanálu.

Označím-li takovou operaci „$\ominus$", pak:

$$I(c,s) = |I(c) \ominus I(s)|$$

$$RG(c,s) = |(R(c) - G(c)) \ominus (R(s) \ominus G(s))|$$

stejné pro BY

$$O(s,c,\theta) = |O(c,\theta) - O(s,\theta)|$$

Nyní mám celkem 42 map, které musím všechny znormalizovat a následně si nad nimi vytvořím vhodnou váhovou funkci, se kterou budu mapy vyhodnocovat.

to je pak jeden z uživ. param. modelu.
(např.: jak moc se soustředím na tvary vs. barvy)

Kallmanův filter -> predikce pohybu sledovaného objektu:

Predikce:

$$\bar{x}_k = A x_{k-1} + \underbrace{B_k u_k}_{\text{šum}}$$

$$\bar{P}_k = A P_{k-1} A^T + \underbrace{Q}_{\text{šum}}$$

Korekce: -> kallmanův zisk

$$K = \bar{P}_k H^T \left(H \bar{P}_k H^T + R\right)^{-1}$$

-> určuje váhu korekce

změněný nový stav

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + \underbrace{K}_{\text{váha}} \cdot \left(z_k - \underbrace{H}_{\text{matice měření}} \bar{x}_k\right)$$

$$\underbrace{P_k}_{\text{korekce kovariance}} = (I - KH)\bar{P}_k$$

Využitím parametrického vyjádření přímek pro identifikaci vertikály.

$p = x \cdot \cos\theta + y \sin\theta$. Pak mám unikátní dvojici (p, θ), která mi reprezentuje přímku. Zvolím si několik bodů na přímce, tak jejich křivky se protnou v nějakém bodě x, y, pro který existuje dvojice (p, θ). To mi danou přímku reprezentuje.

Pak si pouze odprahuji počet přímek v průsečíku na signifikantnost jejich.

SIFT: $\theta(x,y) = \operatorname{arctg} \dfrac{J(x,y+1) - J(x,y-1)}{J(x+1,y) - J(x-1,y)}$

takto mám kandidáty na zajímavé body.

- Následně ještě odfiltruji hodnoty D pro málo kontrastní matice
- Pak odfiltruji body ležící na hranách

Hessova matice $H = \begin{pmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{pmatrix}$

počítám pomocí $\dfrac{\operatorname{trace}(H)^2}{\det(H)}$

SURF $\{ \to$ používá IO na identifikaci bodů

Následně používá blob detector založený na Hessově matici:

$$H^{SURF}_{Approx} = \begin{pmatrix} \hat{L}_{xx} & \hat{L}_{xy} \\ \hat{L}_{xy} & \hat{L}_{yy} \end{pmatrix},$$ kde $\hat{L}$ je další derivace gaussiánu daného obrazu. To mi vyfiltruje kandidáty, které mají signifikantní změny relativně ke svému okolí, a tudíž jsou local feature

Jako deskriptor používám Haar Wavelet

Harris corner detector:

$$E(u) \approx \sum_i w(p_i) \cdot (\nabla I(p_i)^T u)^2 = u^T A u,$$

kde $$A = \sum_i \underline{w(p_i)} \cdot \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x \cdot I_y \\ I_x \cdot I_y & I_y^2 \end{pmatrix}$$

→ používáme váhovou funkci (Gaussův filter)

Pak daný poměr vlastních čísel λ_1 a λ_2 matice nám určuje response, jestli jde o roh nebo ne.

Object search using template matching:

4 hlavní metody určení podobnosti:

- korelace – rychlá, ale nespolehlivá
- korelace s nulovým průměrem – spolehlivější, ale pomalejší
- suma čtverců vzdáleností – rychlá, ale citlivá na šum
- normalizovaná korelace – dobrá, ale pomalá

Optical flow:

$$\frac{\partial f(x(t), y(t), t)}{\partial t} = 0$$

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

$$\nabla f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} & \frac{\partial f}{\partial y} \end{pmatrix}$$

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

$$(f_x \; f_y) \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = -f_t$$

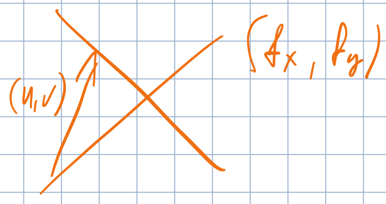
$$\frac{(f_x \; f_y)}{\|(f_x \; f_y)\|} \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \frac{-f_t}{\|(f_x \; f_y)\|}$$

$$e_\nabla^T \cdot \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \frac{-f_t}{\|(f_x \; f_y)\|}$$

$$v_\nabla = \frac{-f_t}{\|(f_x \; f_y)\|} \cdot e_\nabla$$

→ máme rovnici o dvou neznámých

To symbolizuje problém efektu clony. → Nejsem schopný určit přesný pohyb objektu.



Předpoklady:

- intenzita objektu se nemění
- objekt se pohybuje pomalu (mám vysoké FPS)
- objekt se pohybuje společně s pozadím.

Pak platí vztah s rovností 0.

Lucas-Kanade se to snaží řešit iterativním způsobem.

K-means metoda

Snažím se clusterovat data do nejbližších neoznačených samplů.

Při clusterování chci minimalizovat intra-class rozptyl:

$$W = \sum_{k=1}^{K} \sum_{i \in C_k} \sum_{j \in C_k} \| x_i - x_j \|^2$$

Rozdělování do clusterů vypadá takto:

$$C(x) = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \| x - m_k \|^2$$ → kde m_k je centroid clusteru C_k.

Následně přepočítám pozice centroidů clusterů:

$$m_k = \frac{\sum_{x : C(x) = k} x}{N_k}$$

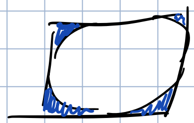
→ To opakuji, dokud MSE nedosáhne prahové hodnoty.

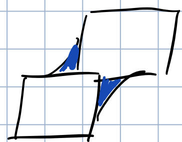
$\oplus \quad \ominus \quad \circ \quad \bullet$

$A \oplus E = \bigcup \{a + e \mid a \in A, e \in E\}$, velikost množiny získá podobu, spojuje malé výběžkové výstupky množiny

$A \ominus E = \bigcap \{a - e \mid a \in A, e \in E\} = \{x \mid E_x \subseteq A\}$

Velikost množiny získá podobu, ořezání „šumu" na hranicích

$A \circ E = (A \ominus E) \oplus E$  – chodí po vnitřní hranici

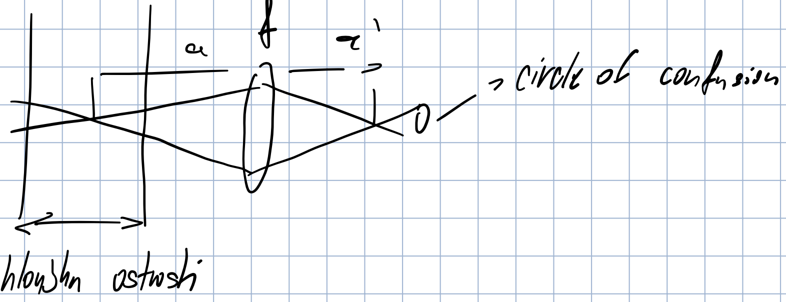
$A \bullet E = (A \oplus E) \ominus E$  – chodí po vnější hranici

$A \circ E \subseteq A$

$A \bullet E \supseteq A$

Pro vhodné strukturální prvky E jsme schopní použít tyto metody pro rozpoznání objektů v obraze.

Hloubka ostrosti, ohnisková vzdálenost, circle of confusion:



$$\frac{1}{f} = \frac{1}{a} + \frac{1}{a'}$$

ohnisková vzdálenost ->
jak daleko se mi potkají paralelní
paprsky procházející čočkou

$$DOF = \frac{2a^2Nc}{f^2}$$

a : vzdálenost objektu
f : ohnisková vzdálenost
N : clona
c : circle of confusion

Chyby objektivu:

- chromatické (chromatická aberace)
  - podélná : různé vlnové délky se zaostřují v jiné vzdálenosti
  - příčná : všechny vln. délky se zaostří ve stejné vzd., ale na jiném místě
  - kombinace : je to spojené s tím, že různé vln. délky mají jiný index lomu.
- sférická:
  - fixní vada čočky : lze řešit soustavou čoček.
  - ne všechny paprsky jsou soustředěny do jednoho bodu
- vignetace:
  - přirozená : způsobena zářením objektu na rovinu
  - mechanická : vyloženě způsobeno přiclončením clony
  - optická : některé paprsky jsou zachyceny na kraji čočky.

– mediální: soudkovitost / polštářovitost,

hodně spojeno s ohniskem a úhlovou, lze transformovat.

Otsu tresholding:

intra-class minimalizace:

$$\sigma_b(t) = P_0(t)\,\sigma_0^2(t) + P_1(t)\,\sigma_1^2(t)$$

inter-class maximalizace

$$\sigma_w(t) = P_0(t)\cdot P_1(t)\cdot\left(\mu_0(t) - \mu_1(t)\right)^2$$

$$\sigma(t) = \sigma_b(t) + \sigma_w(t)$$

jde o centroid daného okna

$$Ad = b$$

Metodou nejmenších čtverců

$$A^T A d = A^T b$$

$$\boxed{\begin{pmatrix} \Sigma f_x f_x & \Sigma f_x f_y \\ \Sigma f_x f_y & \Sigma f_y f_y \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = -\begin{pmatrix} \Sigma f_x f_t \\ \Sigma f_y f_t \end{pmatrix}$$

má řešení, pokud je invertovatelná:

- všechna vlastní čísla jsou dostatečně velká
- jsou podobně velká
- jsou všechny kladná