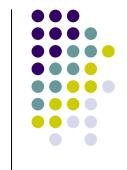
Ekstrakcija značajki slike

Prof. dr. sc. Sven Lončarić http://www.fer.hr/predmet/obrinf





Uvod

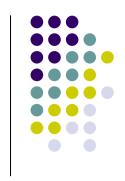
- engl. image feature extraction
- U velikom broju aplikacija potrebno je odrediti značajke slike na osnovu kojih se računalom može opisati, interpretirati ili razumjeti sadržaj slike
- Ekstrakcija značajki predstavlja početnu kariku u lancu analize slike
- Ekstrakcija značajki igra važnu ulogu u metodama za segmentaciju i klasifikaciju sadržaja slike



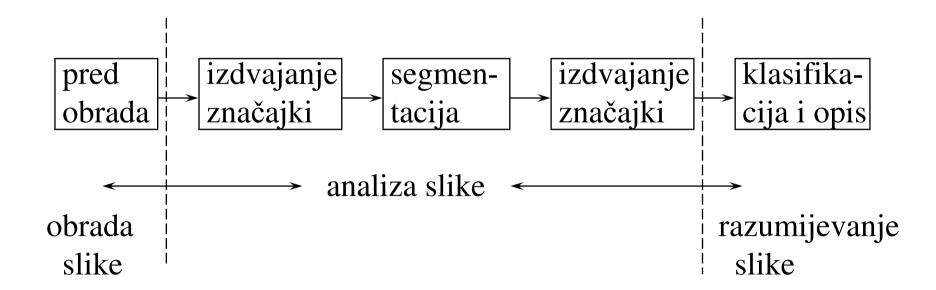


- Prostorne značajke (spatial features)
- Detekcija rubova (edge detection)





• engl. computer vision system

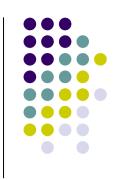






- Ova vrsta značajki se direktno izvodi iz vrijednosti elemenata slike
- Postoje dve grupe prostornih značajki:
 - amplitudne značajke
 - značajke histograma





 Srednja vrijednost u nekoj točki izračunata u okolini dimenzija W×W:

$$M(j,k) = \frac{1}{W^2} \sum_{m=-w}^{w} \sum_{n=-w}^{w} x(j+m,k+n)$$

gdje je W = 2w+1, a x(m,n) ulazna slika

Standardna devijacija u okolini W×W:

$$S(j,k) = \frac{1}{W^2} \sum_{m=-w}^{w} \sum_{n=-w}^{w} \left[x(j+m,k+n) - M(j+m,k+n) \right]^2$$





- Neka je u slučajna varijabla koja predstavlja vrijednosti točaka slike
- Definirajmo funkciju gustoće vjerojatnosti:

$$p_u(x) = P[u = x] \cong \frac{N_x}{N}, \quad 0 \le x \le L - 1$$

gdje je N_x broj točaka u slici s vrijednošću x, a N je ukupan broj točaka u slici

• Kvocjent N_x / N predstavlja ocjenu funkcije $p_u(x)$ i naziva se histogram prvog reda





• Momenti:

$$m_i = E[u^i] = \sum_{x=0}^{L-1} x^i p_u(x), \quad i = 1, 2, ...$$

Apsolutni momenti:

$$m_i' = E[u]^i] = \sum_{x=0}^{L-1} |x|^i p_u(x)$$

Centralni momenti:

$$\mu_i = E[(u - E(u))^i] = \sum_{x=0}^{L-1} (x - m_1)^i p_u(x)$$





Apsolutni centralni momenti:

$$\mu_i' = E[u - E(u)]^i = \sum_{x=0}^{L-1} |x - m_1|^i p_u(x)$$

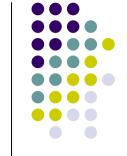
Entropija:

$$H = E[-\log_2 p_u] = -\sum_{x=0}^{L-1} p_u(x) \log_2 p_u(x)$$



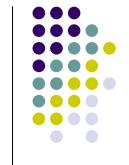


- Često se koriste slijedeće značajke:
 - disperzija: μ₁'
 - srednja vrijednost: m₁
 - varijanca: μ_2
 - prosječna energija: m₂
 - engl. skewness: μ_3
 - engl. kurtosis: μ_4 3
- Histogram se može računati globalno ili lokalno (unutar pomičnog prozora nekih dimenzija)



Detekcija rubova I

- Detekcija rubova je važna u analizi slika zato što rubovi određuju granice objekata i zato su korisni za segmentaciju registraciju i identifikaciju objekata na slici
- Rubovi su mjesta naglih promjena u vrijednosti točaka slike
- Zato je moguće koristiti gradijent funkcije za detekciju ruba



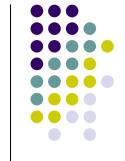
Detekcija rubova II

 Gradijent funkcije dviju varijabli je vektor koji pokazuje smjer najbrže promjene funkcije f

grad
$$f(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} f_x & f_y \end{bmatrix}^T$$

Neka je u jedinični vektor orijentiran u smjeru θ:

$$\mathbf{u} = [\cos \theta \quad \sin \theta]^T$$



Detekcija rubova III

 Duljina komponente vektora gradijenta u smjeru vektora u dana je skalarnim produktom:

$$\langle \mathbf{u}, \operatorname{grad} f \rangle = f_x \cos \theta + f_y \sin \theta$$

 Odabirom kuta
 [⊕] moguće je mjeriti brzinu promjene funkcije u željenom smjeru (detektirati rubove raznih orijentacija)





- S obzirom na detekciju smjera ruba postoji podjela na gradijentne (u dva ortogonalna smjera) i kompas (u više smjerova) operatore
- Za diskretne slike operatori se često nazivaju i maske
- Rezultat konvolucije slike s maskama predstavlja ocjenu ortogonalnih gradijenata f_x , f_y

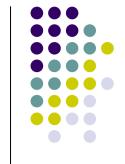




- Gradijentni operator je definiran s dvije maske koje mjere gradijent slike u(m,n) u dva ortogonalna smjera
- Neka su maske $h_1(m,n)$, $h_2(m,n)$
- Tada je rezultat konvolucije slike s maskama:

$$g_{1}(m,n) = \sum_{i} \sum_{j} h_{1}(i,j)u(m-i,n-j)$$

$$g_{2}(m,n) = \sum_{i} \sum_{j} h_{2}(i,j)u(m-i,n-j)$$

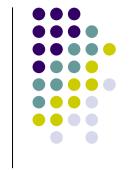


Gradijentni operatori II

 Iznos i smjer gradijentnog vektora mogu se izračunati na slijedeći način:

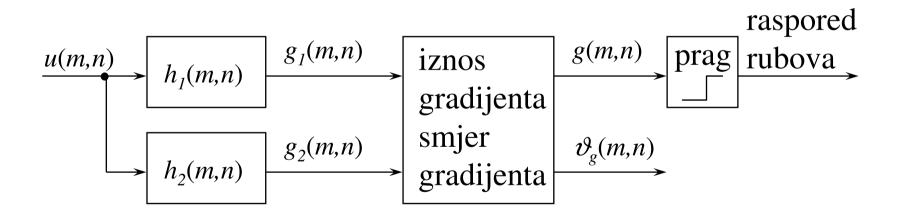
$$g(m,n) = \sqrt{g_1^2(m,n) + g_2^2(m,n)}$$

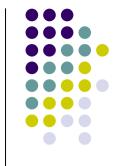
$$\theta_g(m,n) = \tan^{-1} \frac{g_2(m,n)}{g_1(m,n)}$$



Gradijentni operatori III

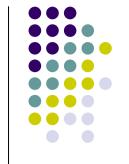
 Detekcija ruba gradijentnim operatorom prikazana je na slici





Primjeri gradijentnih operatora I

	$h_I(m,n)$	$h_2(m,n)$
Roberts	0 1 -1 0	1 0 0 -1
Prewitt	-1 0 1 -1 0 1 -1 0 1	$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$



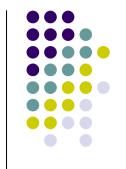
Primjeri gradijentnih operatora II

	$h_I(m,n)$	$h_2(m,n)$
Sobel	$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
Frei-Chen	$ \begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$

Ograničenja gradijentnih operatora

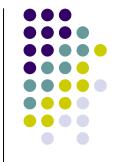


- Problem: Nemogućnost točne detekcije ruba u prisutnosti smetnji (šuma)
- Rješenje: Povećanje dimenzija maski da bi se postigao efekt usrednjavanja radi smanjenja utjecaja šuma

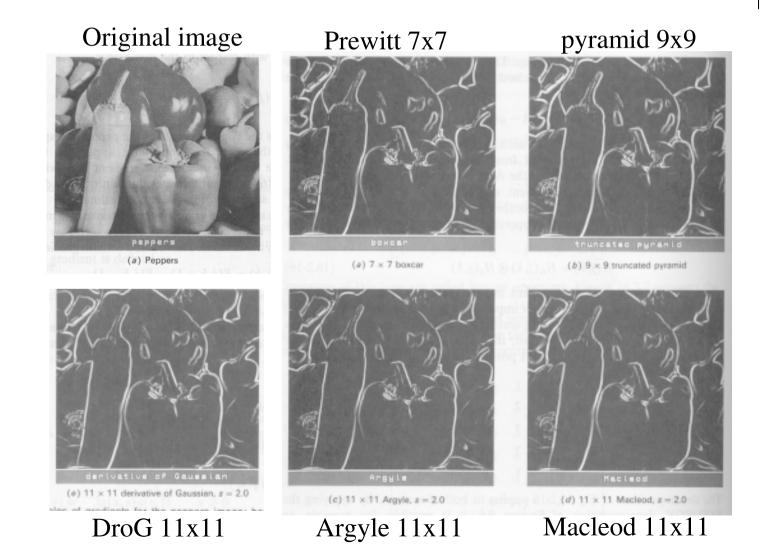


Prewitt horizontalna maska 7x7

$$H = \frac{1}{21} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$



Primjer gradijenata

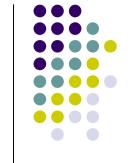






- Gradijentne maske daju najbolje rezultate za oštre rubove (nagla promjena vrijednosti točaka)
- Kada rubovi postaju blaži (širi prijelaz) bolje rezultate daju druge derivacije
- Često se koristi Laplace-ov operator:

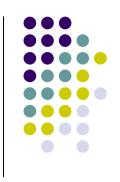
$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$



Laplace-ov operator II

- Kontinuirani Laplace-ov operator u diskretnom slučaju nadomješta se maskom
- Konvolucija maske s slikom daje ocjenu (engl. estimate) Laplace-ovog operatora
- Tablica prikazuje tri diskretna operatora za ocjenu vrijednosti Laplaceovog operatora:

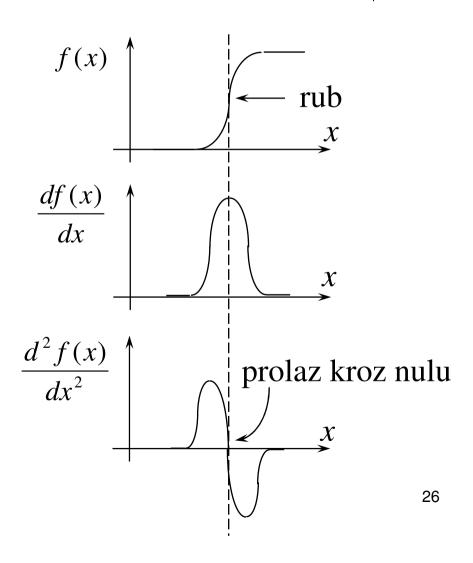


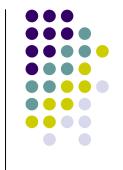


- Upotrebom Lapace operatora moguće je izračunati položaj rubova na dva načina:
 - 1. odziv bloka prag na funkciju $\nabla^2 f$
 - 2. nule funkcije $\nabla^2 f$
- Prvi način ne daje dobre rezultate zato jer proizvodi dvostruke rubove
- Drugi način je bolji ali postoji velika osjetljivost na šum (zbog druge derivacije)



- Slika desno ilustrira detekciju rubova prolazom druge derivacije kroz nulu (jednodimenzionalni slučaj)
- engl. zero-crossing edge detection





Generalizirani Laplace operator

 Zbog osjetljivosti na šum ∇²f operatoru Marr je dodao NP filter Gaussovog oblika tako da je frekvencijska karakteristika kobinacije jednaka:

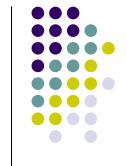
$$H(\xi_1, \xi_2) = (\xi_1^2 + \xi_2^2) \exp\left[-2\sigma^2(\xi_1^2 + \xi_2^2)\right]$$
$$h(m, n) = c(1 - \frac{m^2 + n^2}{\sigma^2}) \exp(-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma^2})$$

 Položaj rubova je određen nulama odziva na gornji filter (engl. zero-crossings)

Primjer detekcije rubova prolazom kroz nulu

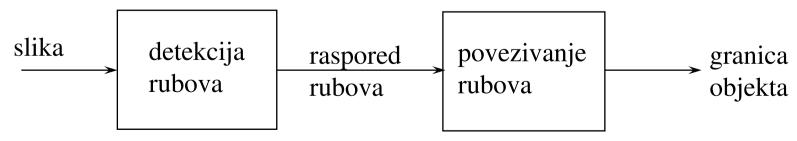






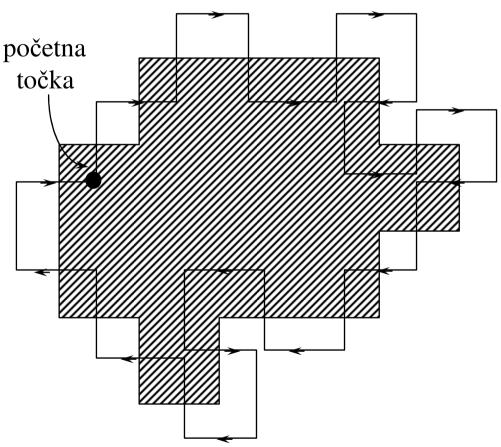
Detekcija granica

- Granica objekta je skup povezanih rubova koji predstavljaju oblik objekta
- Granica je korisna za opis i određivanje geometrijskih značajki (površina ili orijentacija)
- Granica se može odrediti postupkom povezivanja rubova (engl. edge linking)

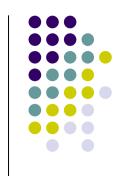




 Kod binarnih slika granica objekta može se naći postupkom praćenja konture (engl. contour following, bug following)







Algoritam: Praćenje konture

- 1. Odaberi početnu točku unutar objekta uz granicu
- 2. Napravi početni korak preko granice objekta
- 3. Dok se ne stigne u početnu točku ponavljaj
- 4. Ako je trenutna pozicija unutar objekta
 - onda napravi korak u lijevo
 - inače napravi korak u desno



Zaključak

- Značajke slike važne su za više nivoe u hijerarhiji analize slike: segmentaciju, prepoznavanje, ...
- Predstavljene su osnovne metode za ekstrakciju značajki slike:
 - Prostorne značajke
 - Detekcija rubova