

Hledání hran

Václav Hlaváč

České vysoké učení technické v Praze
Fakulta elektrotechnická, katedra kybernetiky
Centrum strojového vnímání

<http://cmp.felk.cvut.cz/~hlavac>, hlavac@fel.cvut.cz

Poděkování: T. Svoboda a T. Werner za několik obrazovek této přednášky.

Osnova přednášky:

- ◆ Hrany, motivace, původ, hranový bod, definice obou.
- ◆ Tři typy hranových operátorů.
- ◆ Hledání hran pomocí konvoluce.
- ◆ Cannyho hranový detektor.
- ◆ Marr-Hildrethové hranový detektor.
- ◆ Marrova teorie vidění.

Předzpracování obrazu, úvod

Vstupem je obraz, výstupem je obraz.

Obraz se neinterpretuje.

Cíl

- ◆ Potlačit **zkreslení** (např. korekce geometrického zkreslení díky zakřivenosti Země u družicového snímku).
- ◆ Zvýšení **kontrastu** (jen pro prohlížení obrazu člověkem).
- ◆ Odstranění **šumu**.
- ◆ **Zdůraznění charakteristik** obrazu pro další zpracování, např. nalézání hran.

Motivace

- ◆ Výsledky neurofyzilogického a psychofyzického výzkumu ukazují, že pro zrakové vnímání vyšších organismů jsou důležitá místa v obraze, kde se náhle mění hodnota jasů (významné hrany).
- ◆ **Místa** v obraze **odpovídající významným hranám** nesou **více informací** než jiná místa v obraze.
- ◆ Hrany často invariantní (do jisté míry) vůči změně osvětlení a místa pohledu.
- ◆ Tato **místa chceme**
 - buď **zvýraznit**, tj. zvýraznit vysoké kmitočty operací ostření
 - nebo **detekovat** významné hrany.
- ◆ Detekce má časté použití v počítačovém vidění: rozpoznání obsahu obrazu, 3D rekonstrukce scény, problém korespondence, sledování aj.

Příklad – kresba



Pablo Picasso, La Sieste 1919

Původ hran

Hrany vznikají díky nespojitostem v normále k povrchu, hloubce, odrazivosti povrchu (barvě), odleskům nebo nespojitostech v osvětlení (stínům).



surface normal discontinuity

depth discontinuity

highlights

surface color/texture

shadow/illumination discontinuity



Hrana, hranový bod

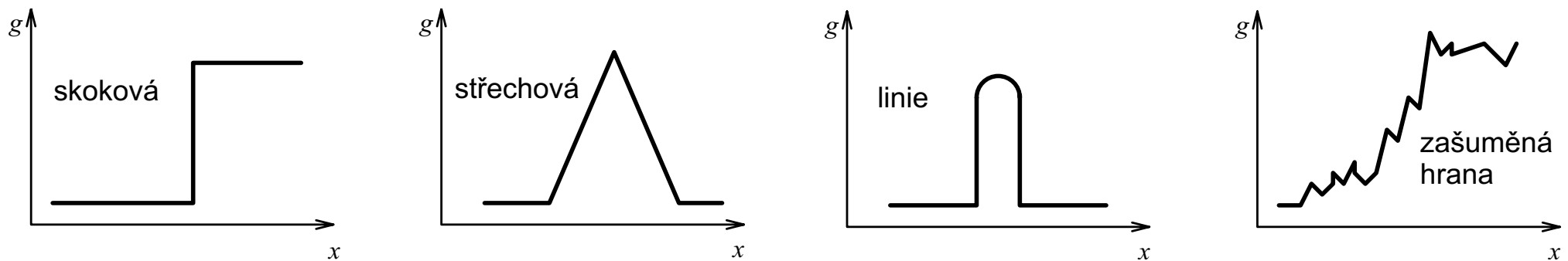
Hrana (angl. edge)

- ◆ je dána vlastnostmi obrazového elementu a jeho okolí;
- ◆ popisuje rychlost změny a směr největšího růstu obrazové funkce $f(x, y)$;
- ◆ je vhodnou diskrétní aproximací gradientu $f(x, y)$, je tedy vektorem o dvou složkách.

Hranový bod (angl. edgel = edge element, jako pixel = picture element)

- ◆ je bod s velkým modulem gradientu;
- ◆ některé body v obraze jsou tedy hranové a jiné ne.

Typické jasové profily v okolí hranových bodů



- ◆ První tři profily zleva, tj. skoková hrana, střebová hrana, tenká linie, jsou idealizované.
- ◆ Poslední profil odpovídá zašuměné hraně, kterou lze najít v reálném obrázku.
- ◆ V MATLABu je k dispozici funkce `improfile`.

Tři kategorie hranových detektorů

Detektory založené na

1. hledání maxim prvních derivací (Roberts, Prewittová, Sobel apod., Canny);
2. hledání průchodů druhých derivací nulou (Marr-Hildreth);
3. lokální aproximaci obrazové funkce parametrickým modelem, např. polynomem dvou proměnných (Haralick).

Gradient obrazové funkce

- ◆ Gradient spojitě funkce n proměnných je vektor parciálních derivací

$$\nabla f(x_1, \dots, x_n) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} \right)$$

- ◆ Pro $n = 1$ (jednorozměrný signál) je roven obyčejné derivaci.
- ◆ Pro $n = 2$ má velikost (nezávisí na natočení souřadné soustavy) a směr (daný jediným úhlem ψ),

$$\|\nabla f(x, y)\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2}, \quad \psi = \arctan\left(\frac{\partial f}{\partial x} / \frac{\partial f}{\partial y}\right).$$

- ◆ Derivace $f(x, y)$ ve směru (u, v) je $(u, v) \cdot \nabla f(x, y) = u \frac{\partial f}{\partial x} + v \frac{\partial f}{\partial y}$.

Diskrétní aproximace derivace

Dva přístupy aproximace derivací diskrétní funkce, vzniklé vzorkováním spojité funkce (oba vedou k podobným algoritmům):

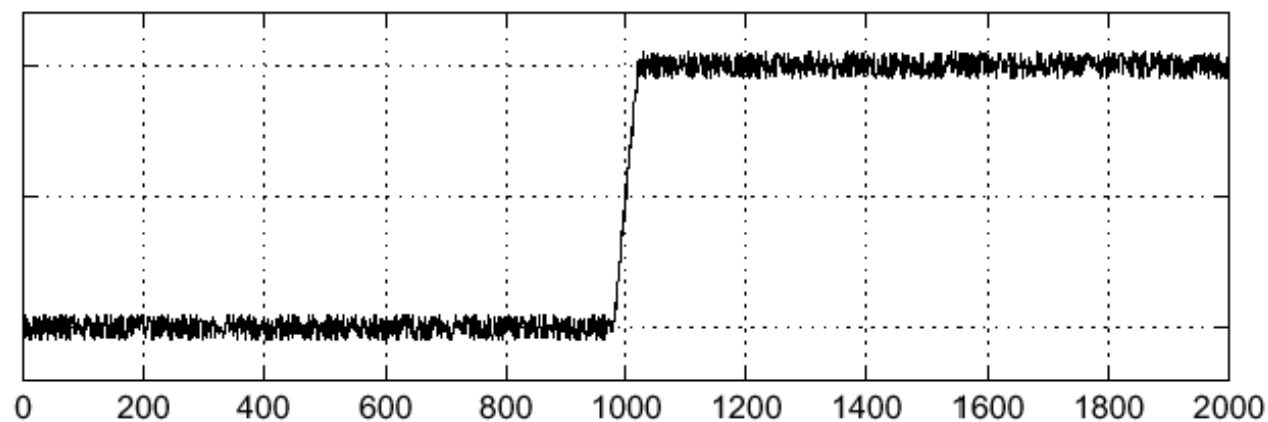
- ◆ rekonstruuuj spojitou funkci a spočítej její derivaci;
- ◆ aproximuj derivace konečnými diferencemi.

Nejjednodušší aproximace jednorozměrné funkce v celočíselném bodě i :

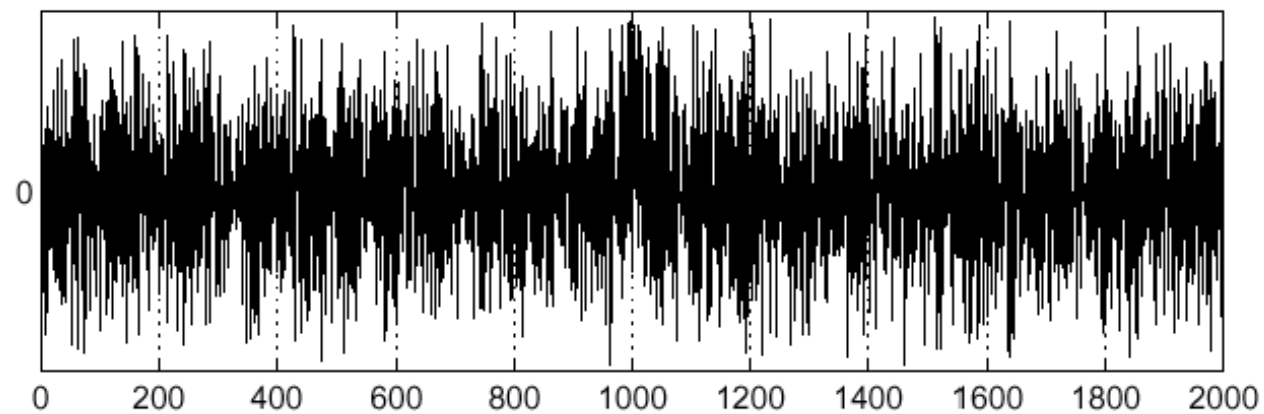
- ◆ Nesymetrická (vlastně odpovídá derivaci v bodě $i - \frac{1}{2}$):
 $f'(i) \approx f(i) - f(i - 1)$.
- ◆ Symetrický tvar možný, ale zanedbává vliv pixelu i :
 $f'(i) \approx f(i + 1) - f(i - 1)$.
- ◆ V termínech konvoluce: $f' \approx [-1, +1] * f$ nebo $f \approx [-1, 0, +1] * f$.

Citlivost derivace na šum

jasový profil s šumem

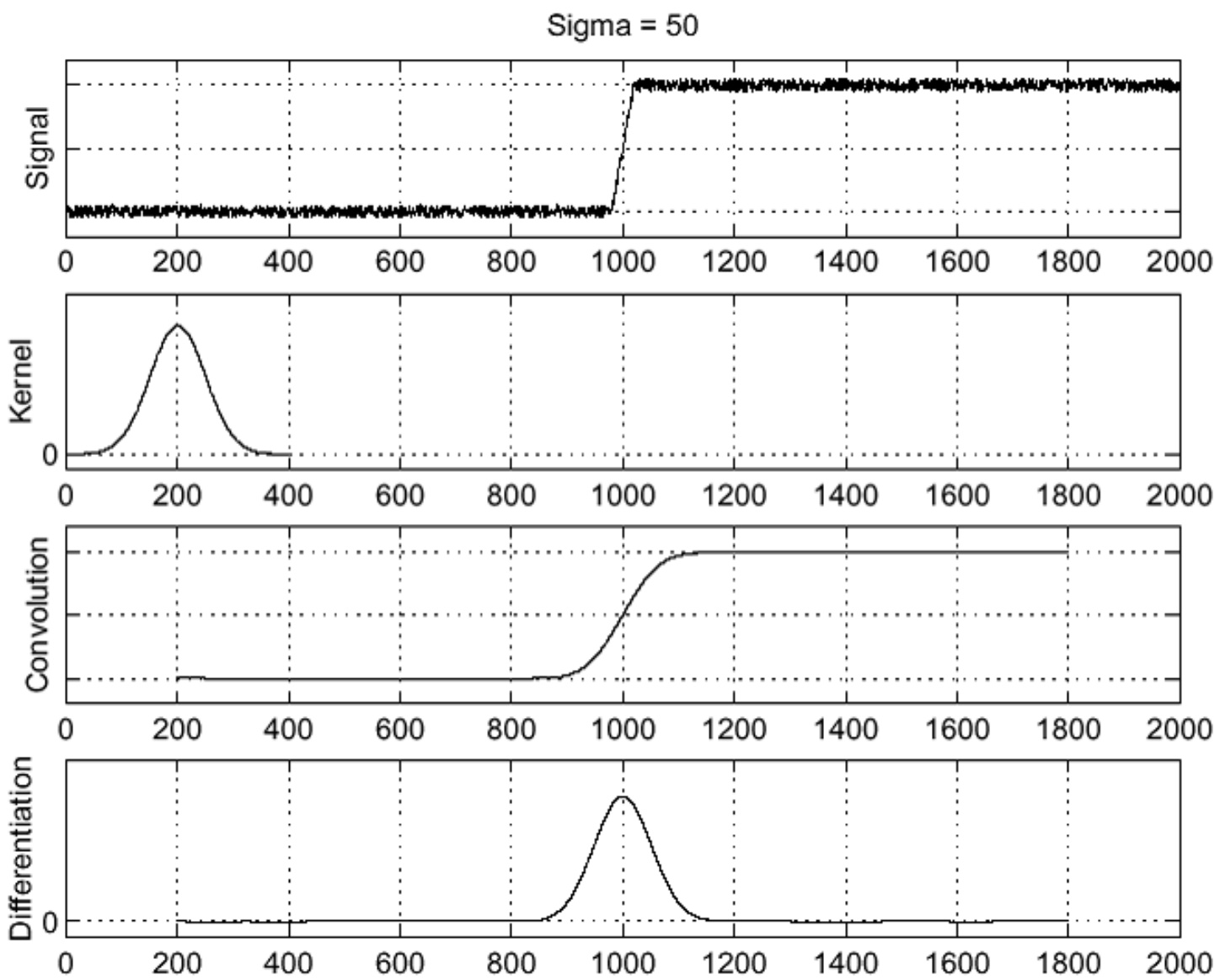


jeho derivace

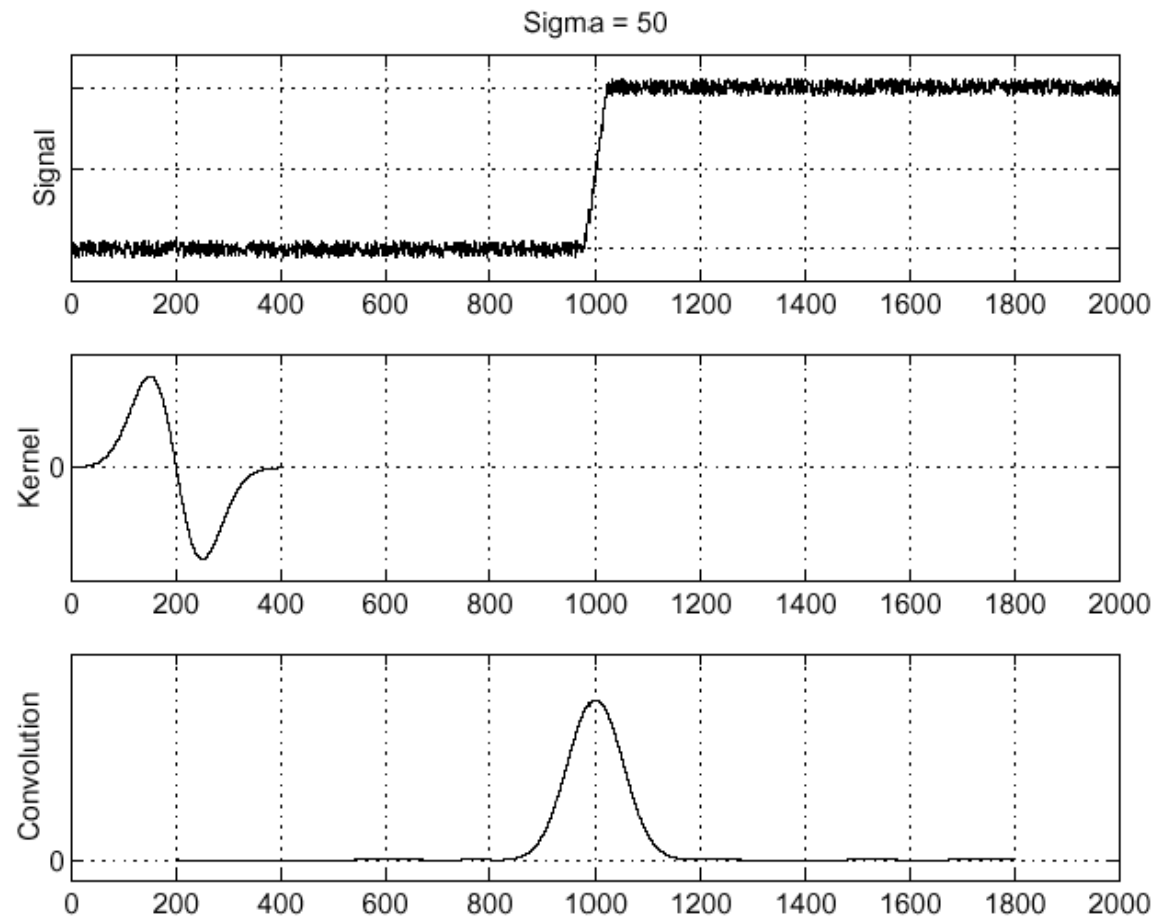


Kde je v derivovaném zašuměném obrazu hrana?

Před derivováním nutno vyhladit



Záměna derivace a konvoluce

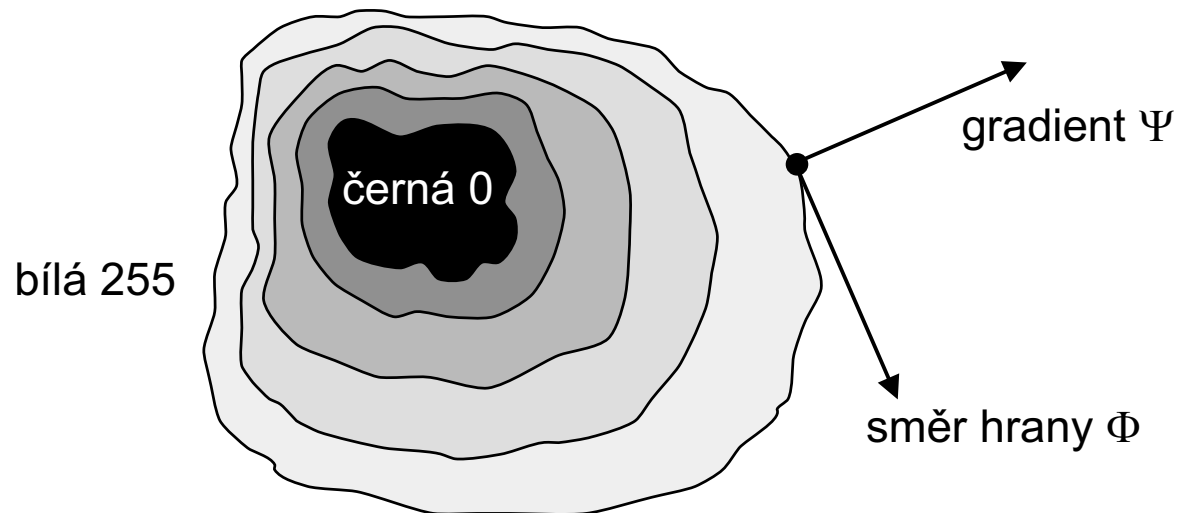


Díky asociativitě derivace a konvoluce je lze shrnout do jediného operátoru:

$$\frac{d}{dx}(h * f) = \frac{dh}{dx} * f .$$

Vztah hrany a hranice

- ◆ Nalezené hranové body v obraze lokálními operátory se někdy používají pro hledání hranic objektů.
- ◆ Za předpokladu, že objektu odpovídá oblast homogenního jasu, jsou body hranice právě pixely s vysokou hodnotou gradientu.
- ◆ Hranové body se spojují do hranic, a proto se směr hrany Φ někdy definuje jako kolmý na směr gradientu Ψ .



Derivace a konvoluční masky 3×3

- ◆ Roberts, jen 2×2
- ◆ Prewittová
- ◆ Sobel
- ◆ Robinson
- ◆ Kirsch
- ◆ Laplacián (aproximuje 2. všesměrovou derivaci)

Robertsův operátor v okolí 2×2

Konvoluční masky

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Velikost gradientu se počítá podle

$$|g(x, y) - g(x + 1, y + 1)| + |g(x, y + 1) - g(x + 1, y)|.$$

Nevýhoda: velká citlivost na šum, protože okolí použité pro aproximaci je malé.

Operátor Prewittové

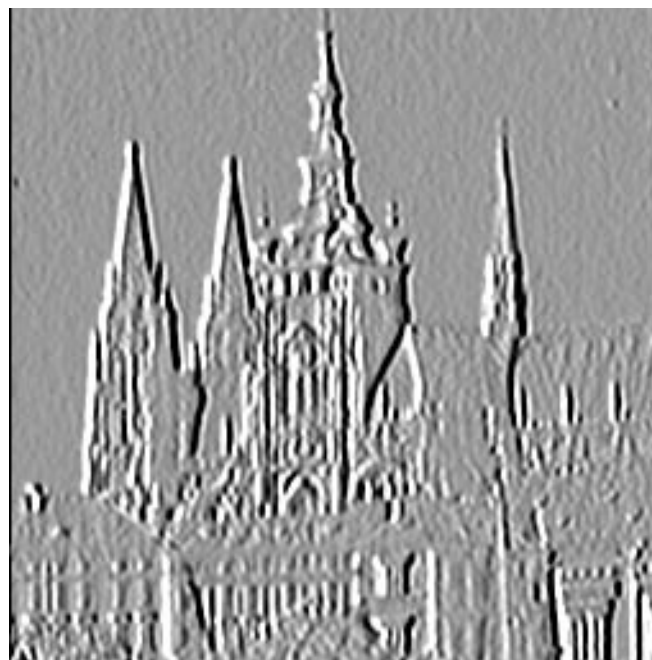
$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \dots$$

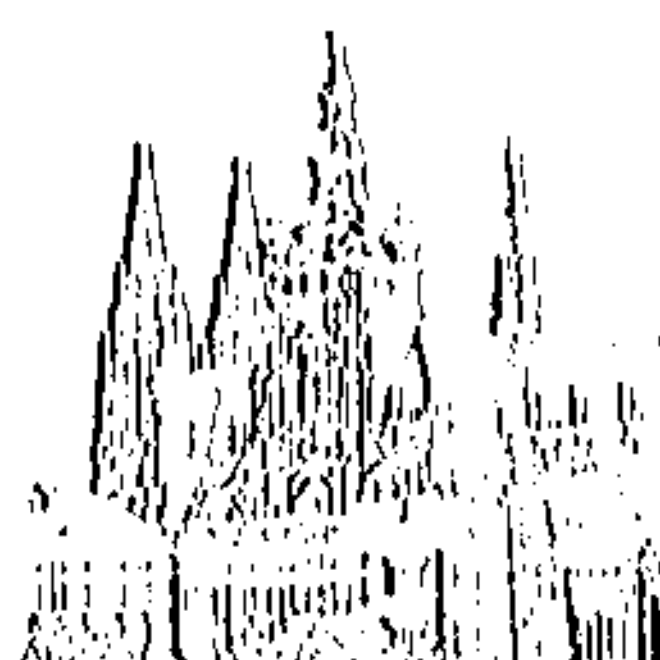
Příklad, operátor Prewittové hrany v severním směru



originál 256 × 256



severní hrany

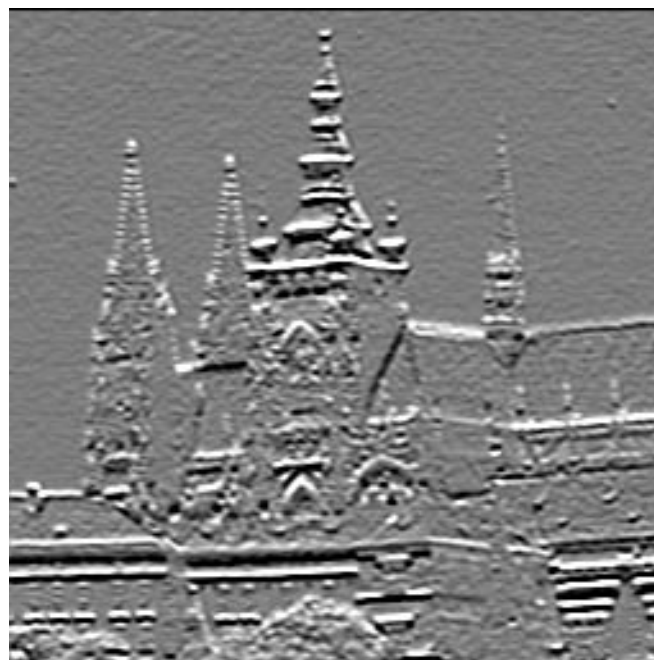


prahované hrany

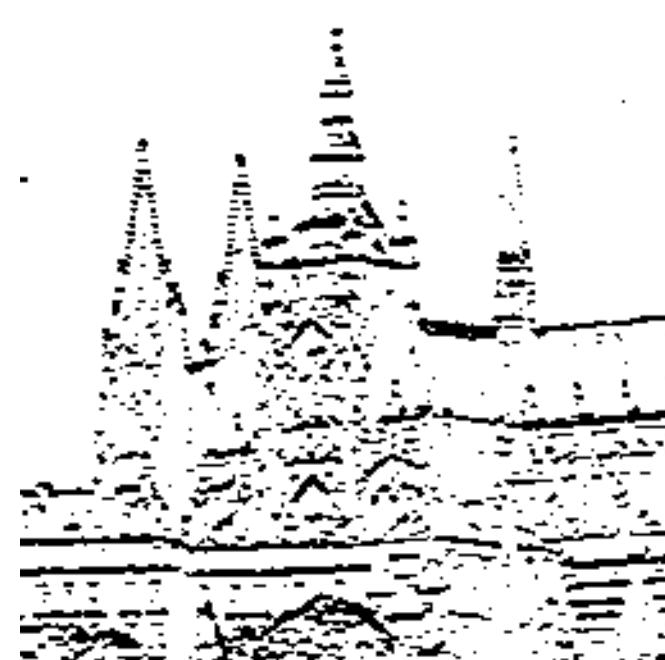
Příklad, operátor Prewittové hrany ve východním směru



originál 256×256



východní hrany



prahované hrany

Sobelův operátor

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, \quad h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \dots$$

Sobelův operátor se často používá pro detekci vodorovných a svislých hran, na což postačí masky h_1 , h_3 .

Laplacián obrazové funkce

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

- ◆ $\nabla^2 f$ je skalár, oproti gradientu přicházíme tedy o směr hrany.
- ◆ Podobně jako velikost gradientu $\|\nabla f\|$, také $\nabla^2 f$ je invariantní vůči natočení souřadné soustavy.
- ◆ Pro monotónně rostoucí jasovou funkci $f(x, y)$ v příslušném okolí je Laplacián nulový tam, kde je velikost gradientu $\|\nabla f(x, y)\|$ maximální \Rightarrow průchody nulou (angl. zero-crossings).

Diskrétní aproximace Laplaceanu

- ◆ Diskrétní druhá derivace je složením (konvolucí) prvních derivací:

$$\frac{d^2}{dx^2} \approx [-1, +1] * [-1, +1] = [+1, -2, +1]$$

- ◆ Diskrétní Laplacean je součtem druhých parciálních derivací:

$$\nabla^2 \approx \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

- ◆ Alternativní používané tvary (8-okolí, zvýraznění středu):

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} 2 & -1 & 2 \\ -1 & -4 & -1 \\ 2 & -1 & 2 \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 2 & -4 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

Ostření Laplaciánem

Někdy nechceme detekovat hranové body, ale pouze zvýraznit hrany (ostření). Laplacián je vhodný, neboť zdůrazňuje vysoké frekvence (srov. DoG).



originál 256 × 256



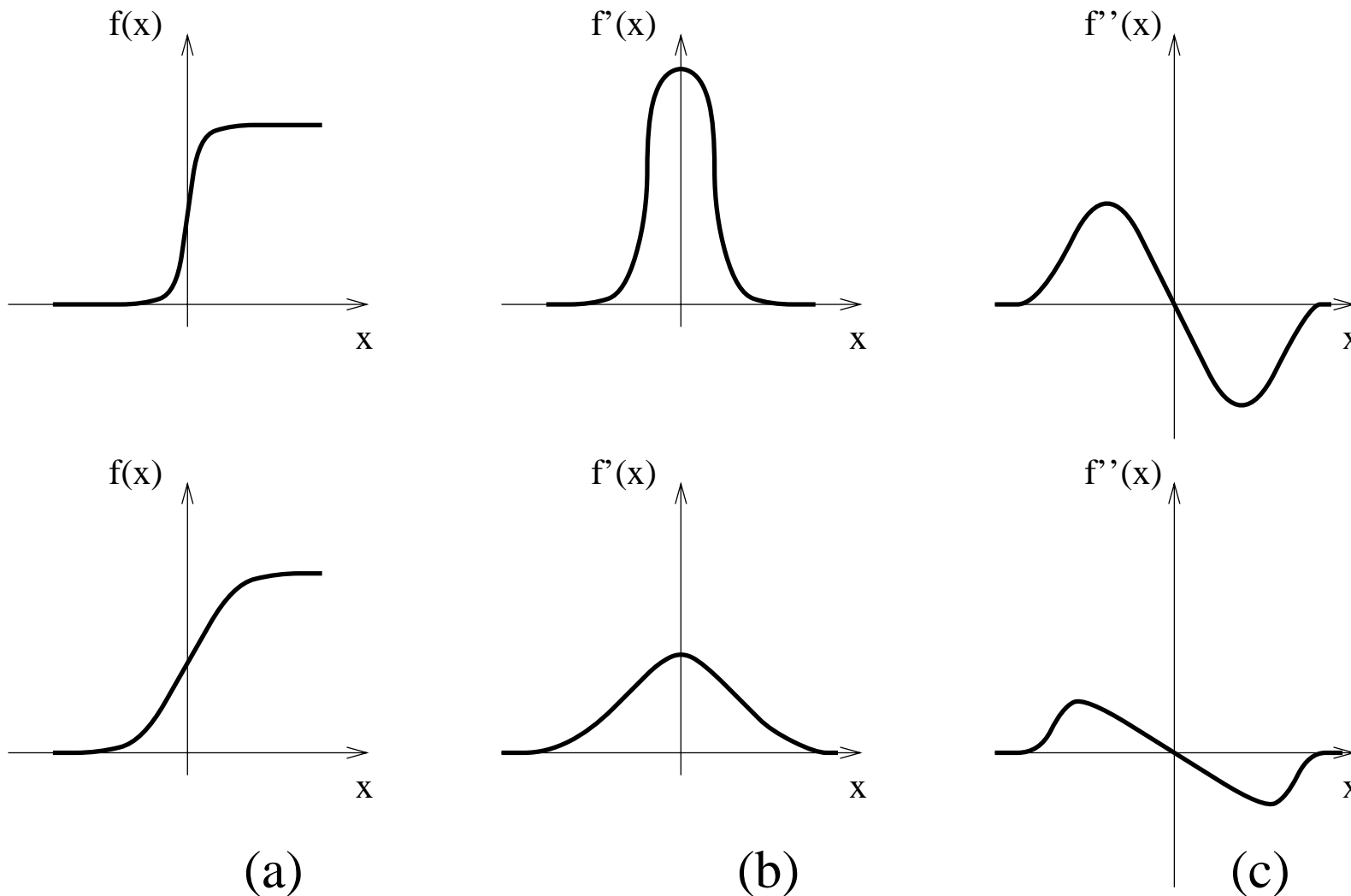
Hrany (Laplace)



Ostření (- 0,4 ·)

Detektor založený na 2. derivaci (Marr-Hildreth)

- ◆ Extrém 1. derivace odpovídá průchodu 2. derivace nulou.
- ◆ Pro 1D funkce je to přesně totéž.



- ◆ Pro 2D funkce to není totéž: vede na Laplaceův operátor.

Odvození LoG operátoru

Laplacián ∇^2 je ještě citlivější na šum než gradient \rightarrow opět kombinujeme s vyhlazením Gaussiánem G . Oba operátory lze spojit do jediného, označovaného jako LoG (Laplacian of Gaussian). Všimněte si použití asociativity operátorů:

$$\nabla^2(G * f) = (\nabla^2 G) * f = \text{LoG}(f)$$

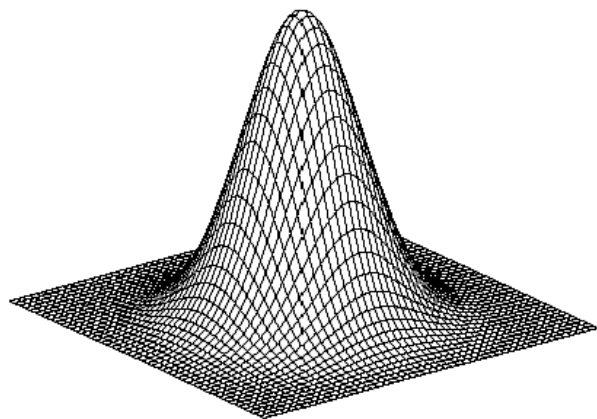
Odvodíme analytický tvar $\nabla^2 G$. Zavedeme substituci $x^2 + y^2 = r^2$:

$$G(r) = e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}, \quad G'(r) = -\frac{1}{\sigma^2} r e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}, \quad G''(r) = \frac{1}{\sigma^2} \left(\frac{r^2}{\sigma^2} - 1 \right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}.$$

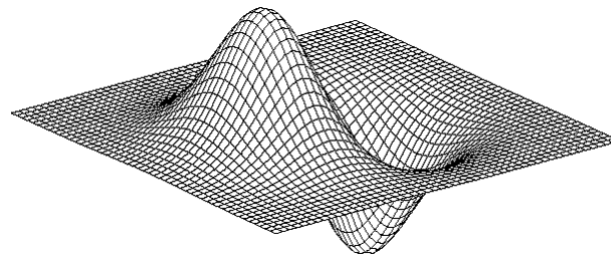
Návrat k původním souřadnicím x , y a zavedení normalizačního koeficientu c

$$\nabla^2 G(x, y) = c \left(\frac{x^2 + y^2 - \sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}.$$

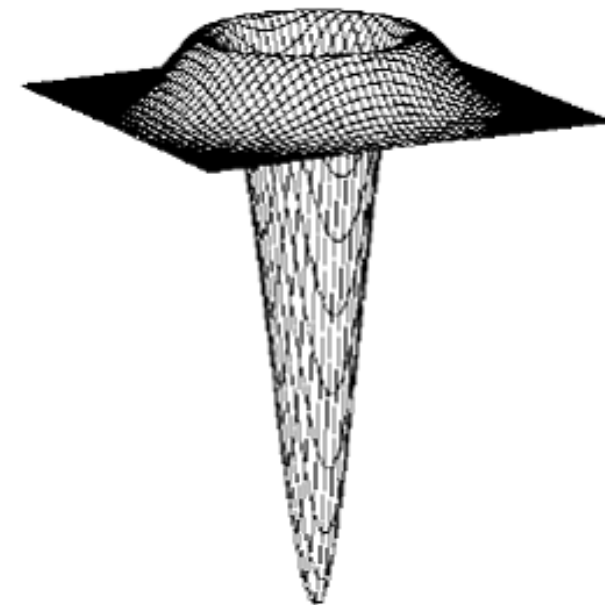
2D operátory, s nimiž jsme se setkali



Gaussián



derivace Gaussiánu



Laplacián Gaussiánu (LoG)

DoG jako aproximace LoG

- ◆ Cílem je aproximovat LoG operátor (Laplacian of Gaussian), tj. $\nabla^2 G$.
- ◆ Aproximovat lze pomocí difference dvou obrazů, které vznikly konvolucí s Gaussiánem o různém σ .

Jak počítat průchody nulou?

- ◆ Při implementaci detektoru založeného na hledání průchodů nulou je třeba se vyhnout naivnímu řešení pomocí prahování LoG obrazu v intervalu hodnot blízkých k nule. Výsledkem by byly hodně nespojitě hrany.
- ◆ Lepší je použít opravdový detektor průchodů nulou, např. v masce 2×2 s reprezentativním bodem třeba v levém horním rohu. Hrana se zde indikuje tehdy, pokud se uvnitř okna opravdu mění znaménko.

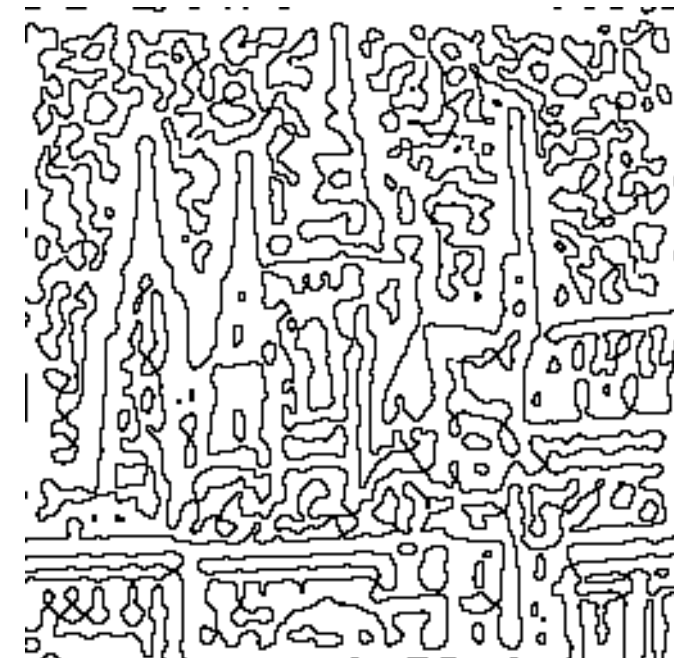
Příklad průchodů nulou



Originál



DoG $\sigma_1 = 0,1$ $\sigma_2 = 0,09$

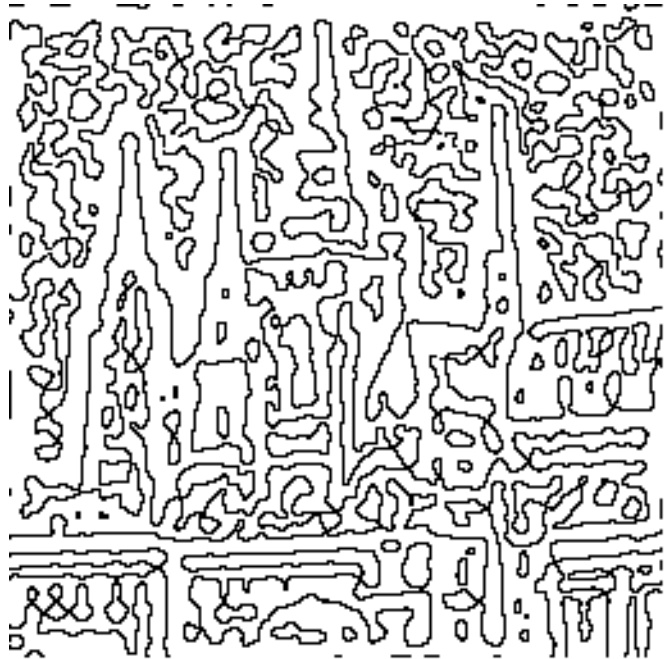


Průchody nulou

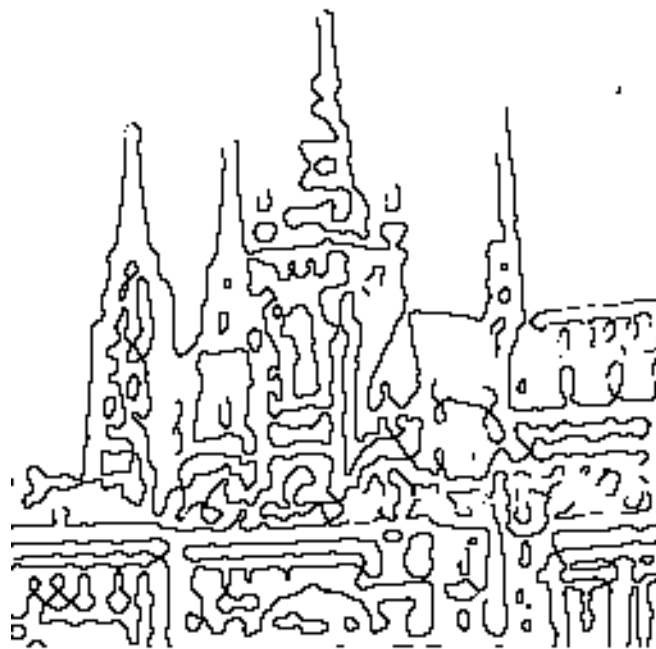
Nevýhody:

- ◆ Příliš vyhlazeny ostré tvary. Například ostré rohy se ztrácejí.
- ◆ Snaží se spojovat hrany do uzavřených křivek. “Talíř špaget”.

Odstranění nevýznamných hranových bodů



Průchody nulou



Odstr. nevýzn. egdels



LoG, $\sigma = 0,2$

Biologické opodstatnění LoG operátoru

- ◆ Sítnice je evolučně součástí mozku. Probíhá v ní nejen zachycení světla (tyčinky, čípky), ale i předzpracování. Informace je komprimována asi 1:100
← omezná tloušťka očního nervu.
- ◆ Kruhová receptivní pole. Jejich vnější část přispívá k odezvě opačným znaménkem než střed (tzv. uspořádání center-surround).

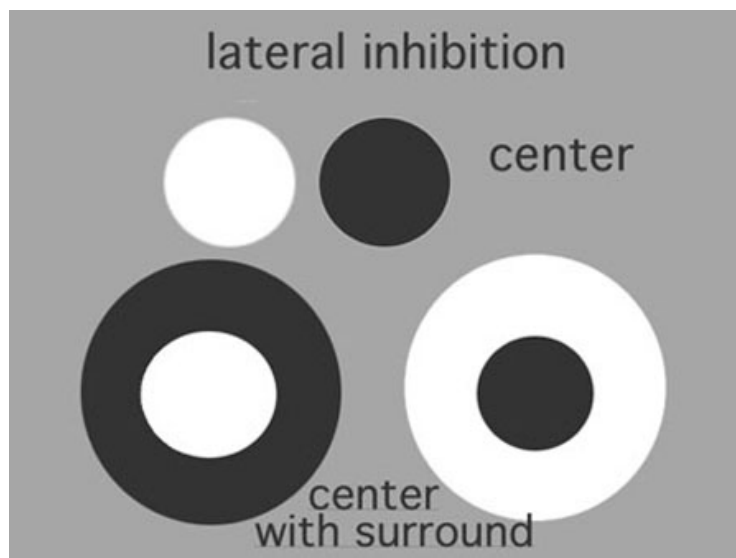


Fig. 10. Center-surround receptive fields can be ON center or OFF center with the opposite sign annular surround.

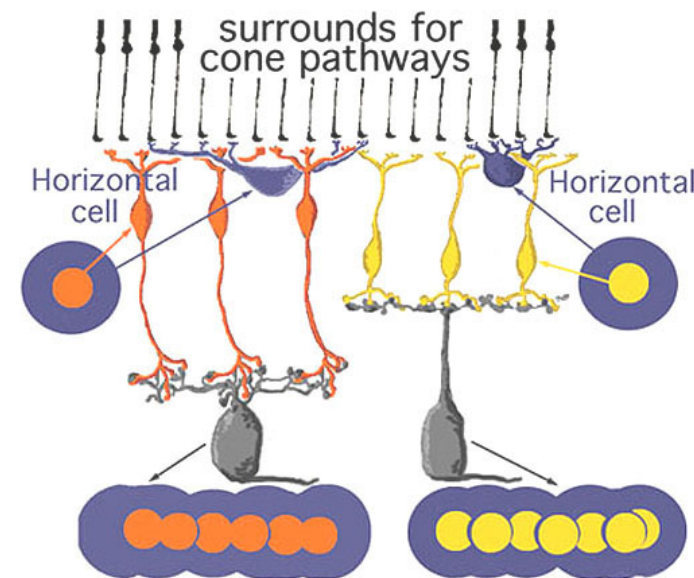
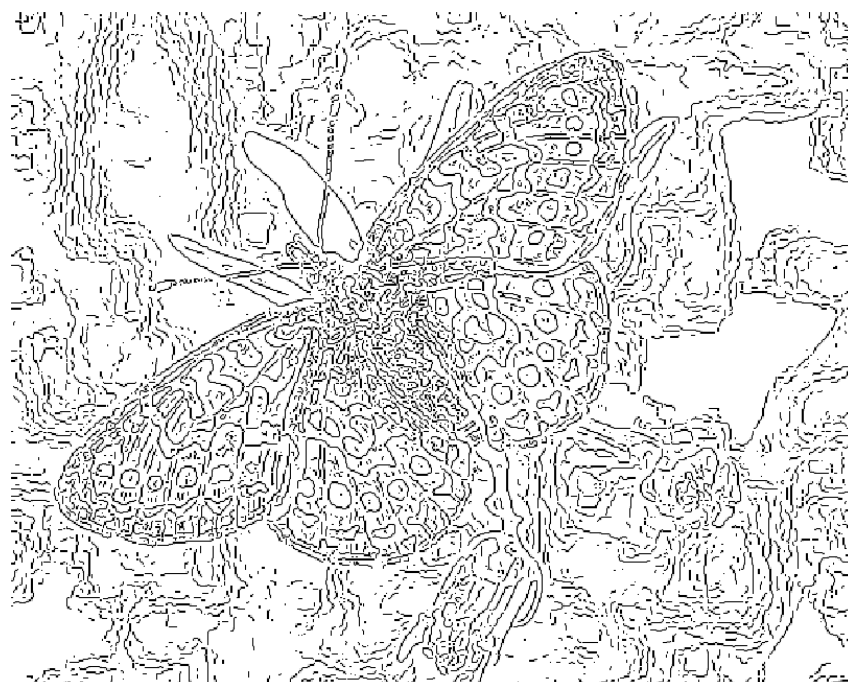
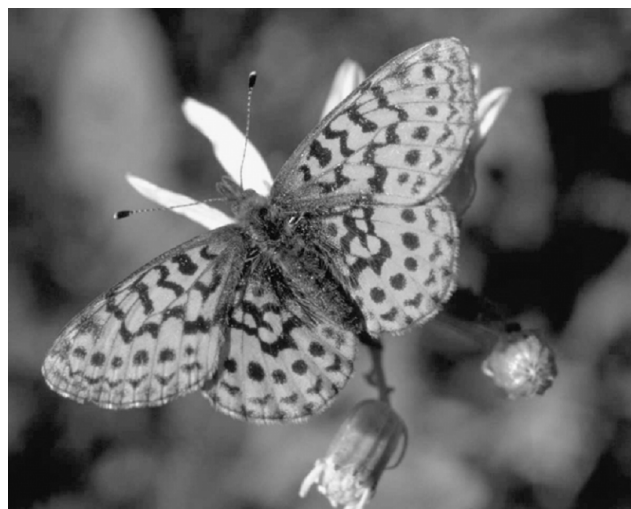


Fig. 12. Diagram of the organization of center-surround responses using horizontal cell circuitry to provide the antagonistic surround.

Problém volby měřítka vyhlazení (1)

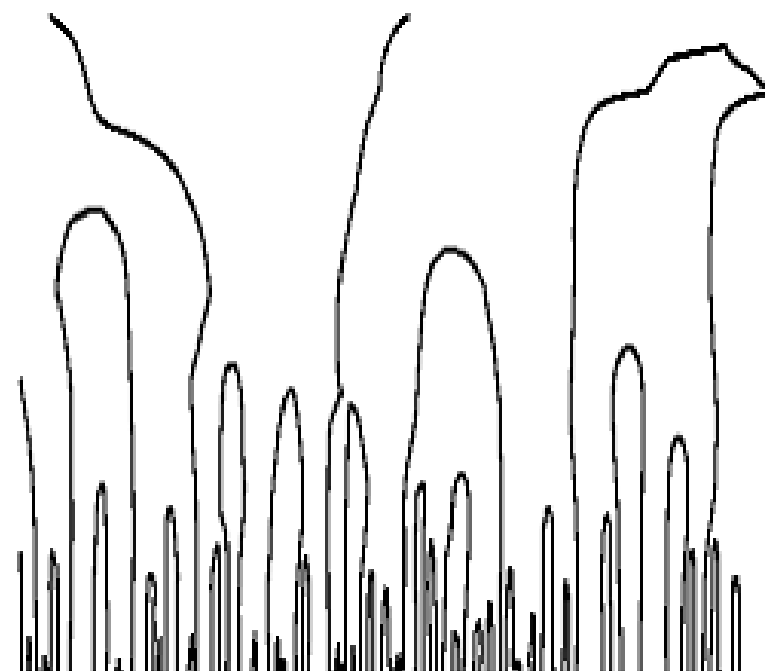
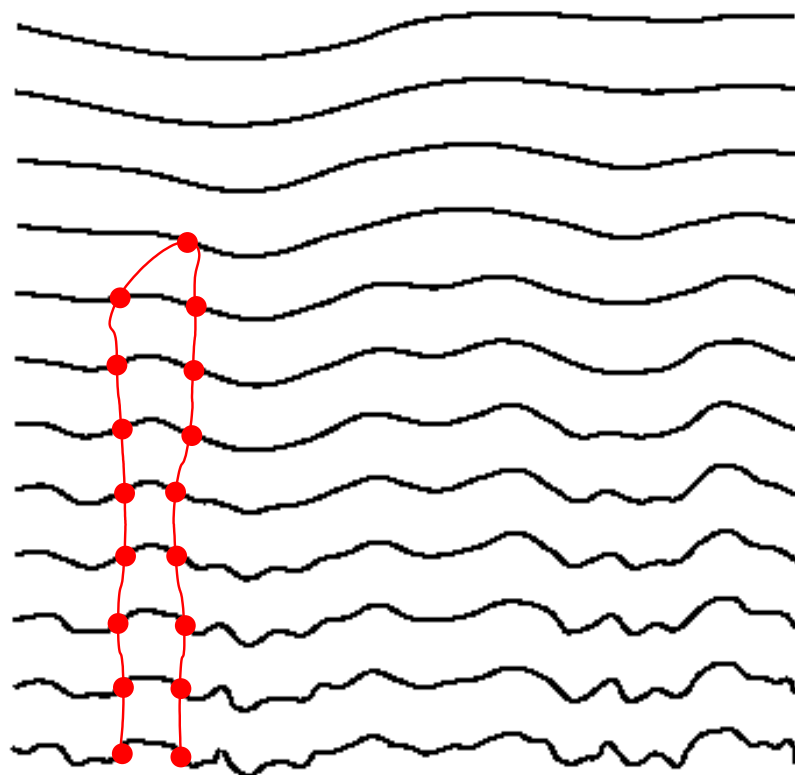


Problém volby měřítka vyhlazení (2)

- ◆ Jaké zvolit σ Gaussiánu při počítání derivací? Čím větší σ , tím...
 - lepší potlačení šumu,
 - více slabých hran zanikne,
 - menší přesnost lokalizace hran.
- ◆ Problém není omezen na detekci hran. Je to obecný problém při detekci primitiv (lokálních vlastností) v obrazech (např. významných bodů).
- ◆ Často nás nezajímají detaily, i když nevznikly díky šumu. Jako bychom se chtěli podívat na obraz z 'větší dálky' a detekovat jen významnější hrany (či jiná primitiva).

... Prostor měřítek

Scale space pro 1D signál:



S rostoucím měřítkem σ hrana může zaniknout (spojením s jinou hranou), ale nová hrana se nikdy nevytvoří.

Cannyho hranový detektor

- ◆ V jistém smyslu završení období hledání 'nejlepšího' hranového detektoru.
- ◆ Používán pro většinu aplikací. Dostupné implementace.

Algoritmus:

1. Najdi přibližně směry gradientu.
2. Pro každý pixel najdi 1D derivaci ve směru gradientu pomocí 'optimální' masky spojující vyhlazení a derivaci.
3. Najdi lokální maxima těchto derivací.
4. Hranové body získej prahováním s hysterezí.
5. Proveď syntézu hran získaných pro různě velká vyhlazení (málokdy se používá).