EVROPSKÁ UNIE
Evropské strukturální a investiční fondy
Operační program Výzkum, vývoj a vzdělávání

MINISTERSTVO ŠKOLSTVÍ, MLÁDEŽE A TĚLOVÝCHOVY

Rozvoj lidských zdrojů TUL pro zvyšování relevance, kvality a přístupu ke vzdělání v podmínkách Průmyslu 4.0

CZ.02.2.69/0.0/0.0/16_015/0002329

Úvod do zpracování obrazů

Mechatronika

Prezentace přednášky č. 6

Detekce hran, rekonstrukce obrazu

doc. Ing. Josef Chaloupka, Ph.D.

TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI
www.tul.cz

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Jednoduché konvoluční masky aproximující derivace obrazové funkce**:

- **Robertsův operátor**

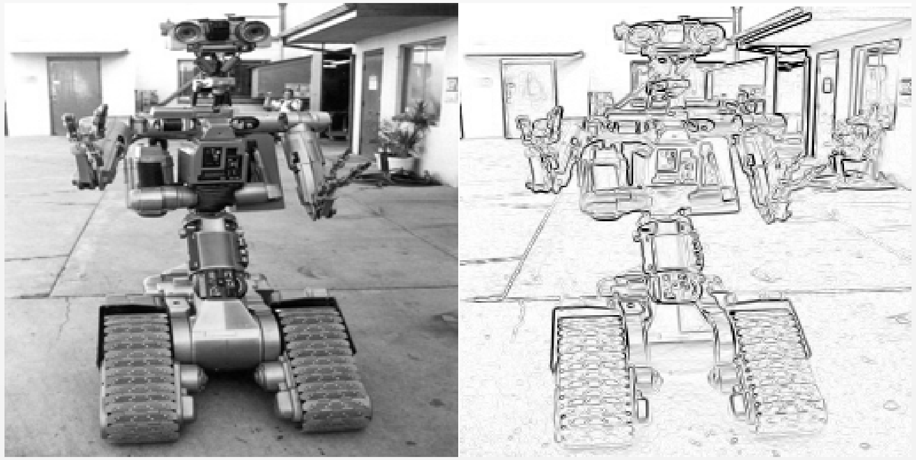
  konvoluční masky:

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

  velikost gradientu:

$$\left|g(x,y) - g(x+1,y+1)\right| + \left|g(x,y+1) - g(x+1,y)\right|$$

  (-) velká citlivost na šum (okolí použité pro aproximaci je malé)



DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Laplaceův operátor**

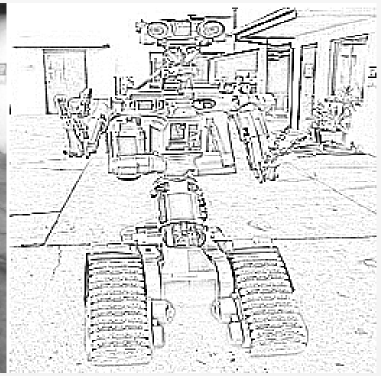
aproximuje druhou derivaci, invariantní vůči otočení, udává velikost hrany, neudává směr

$$h_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \qquad h_8 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Laplacián s větší vahou pixelů blíže reprezentativnímu bodu masky, ztráta invariantnosti vůči otočení

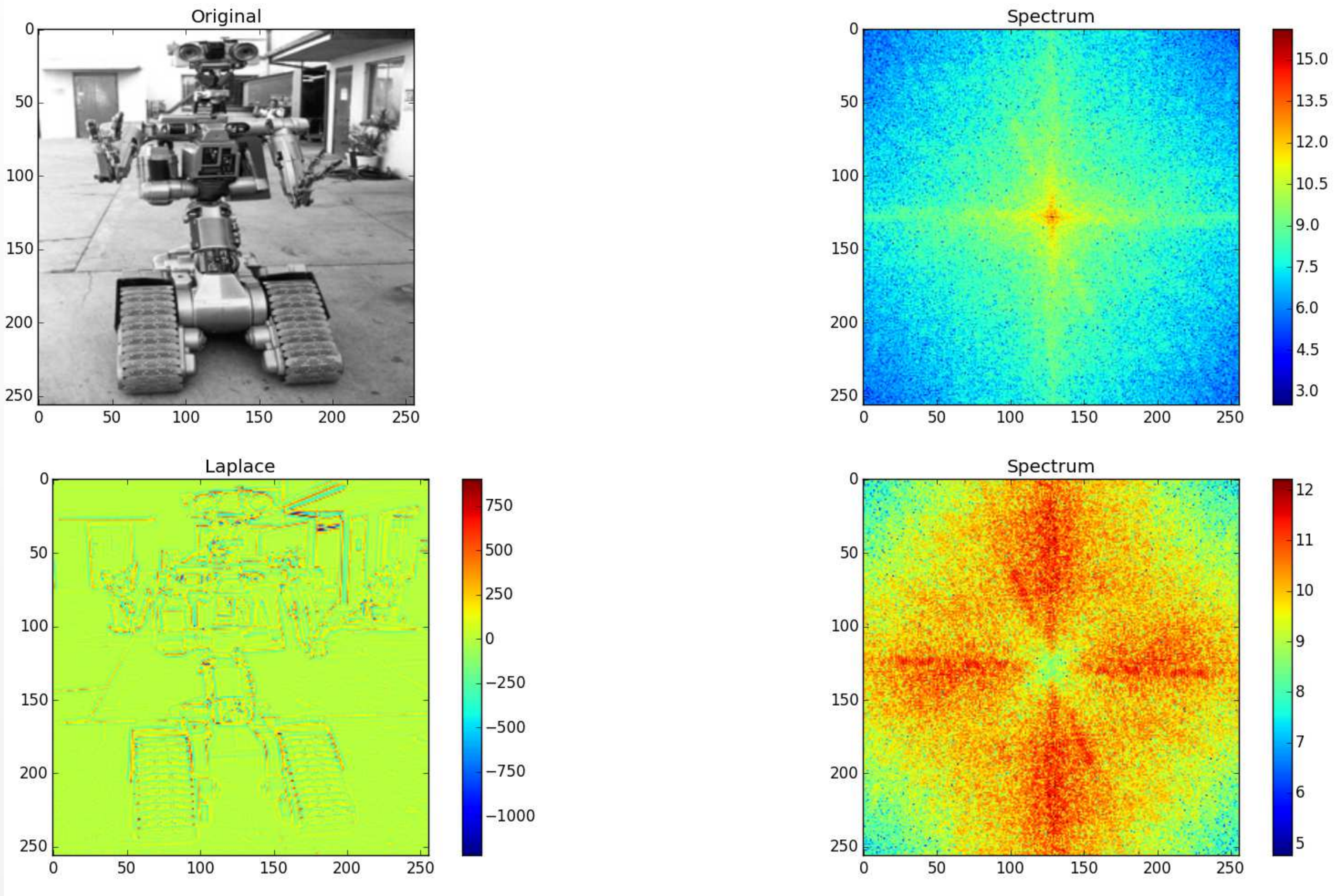
$$h = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 2 \\ -1 & -4 & -1 \\ 2 & -1 & 2 \end{bmatrix} \qquad h = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 2 & -4 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

(-) velká citlivost na šum, dvojité odezvy na hrany odpovídající tenkým liniím v obraze



DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Laplaceův operátor**



DETEKOVÁNÍ HRAN

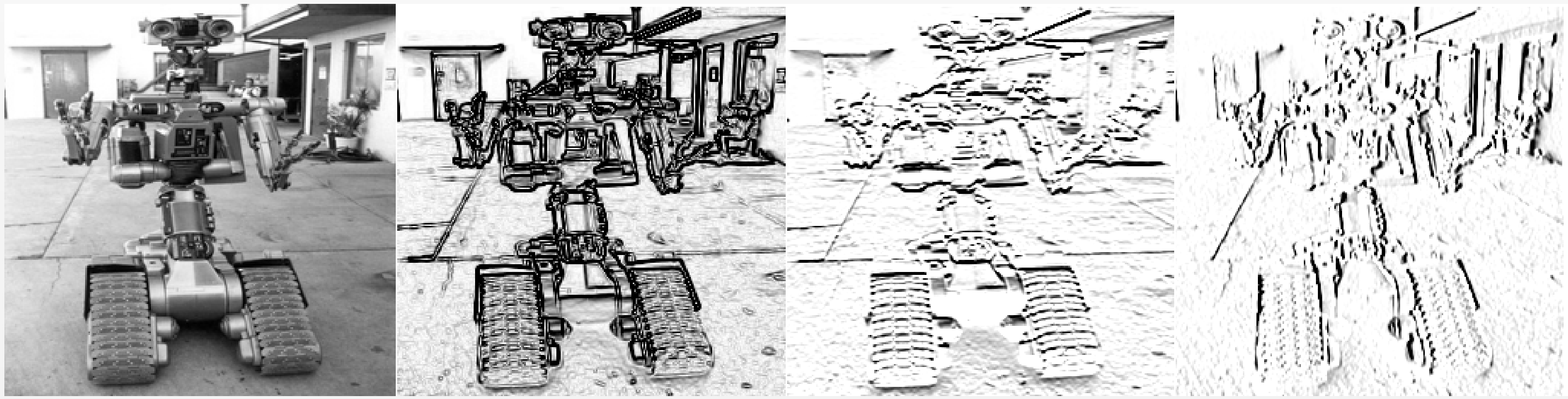
- **Operátor Prewittové**

aproximuje první derivaci, gradient je odhadován v okolí 3×3 pro osm směrů, výběr masky s největším modulem gradientu

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \qquad h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \qquad h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \cdots$$

- **Sobelův operátor**

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \qquad h_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \qquad h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \cdots$$



DETEKOVÁNÍ HRAN

- Další směrové operátory aproximující první derivaci

- **Robinsonův operátor**

$$h_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad h_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad h_3 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \cdots$$

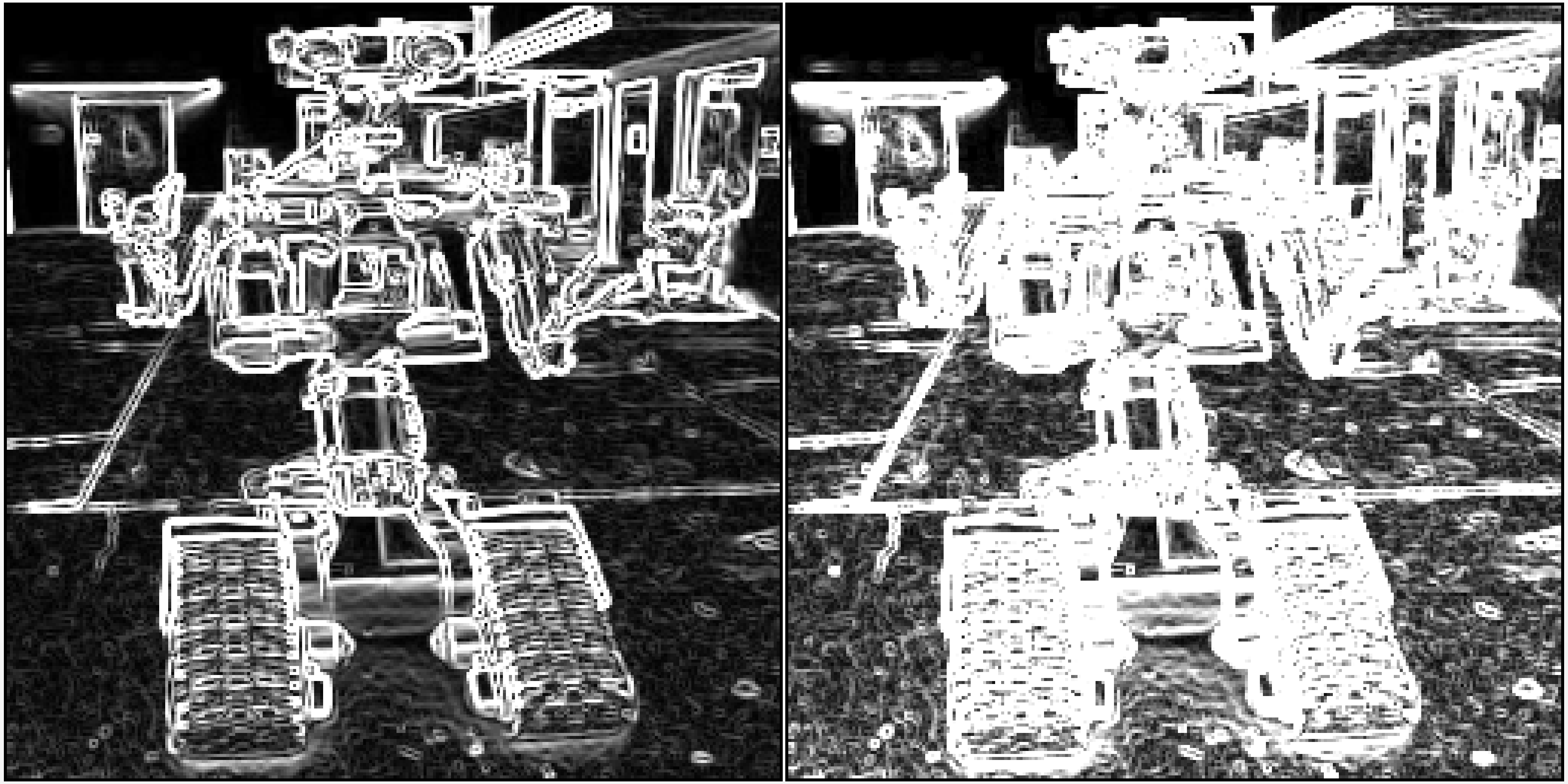
- **Kirschův operátor**

$$h_1 = \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 3 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & -5 \end{bmatrix} \quad h_2 = \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & 3 \end{bmatrix} \quad h_3 = \begin{bmatrix} -5 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & 3 & 3 \end{bmatrix} \quad \cdots$$

- …

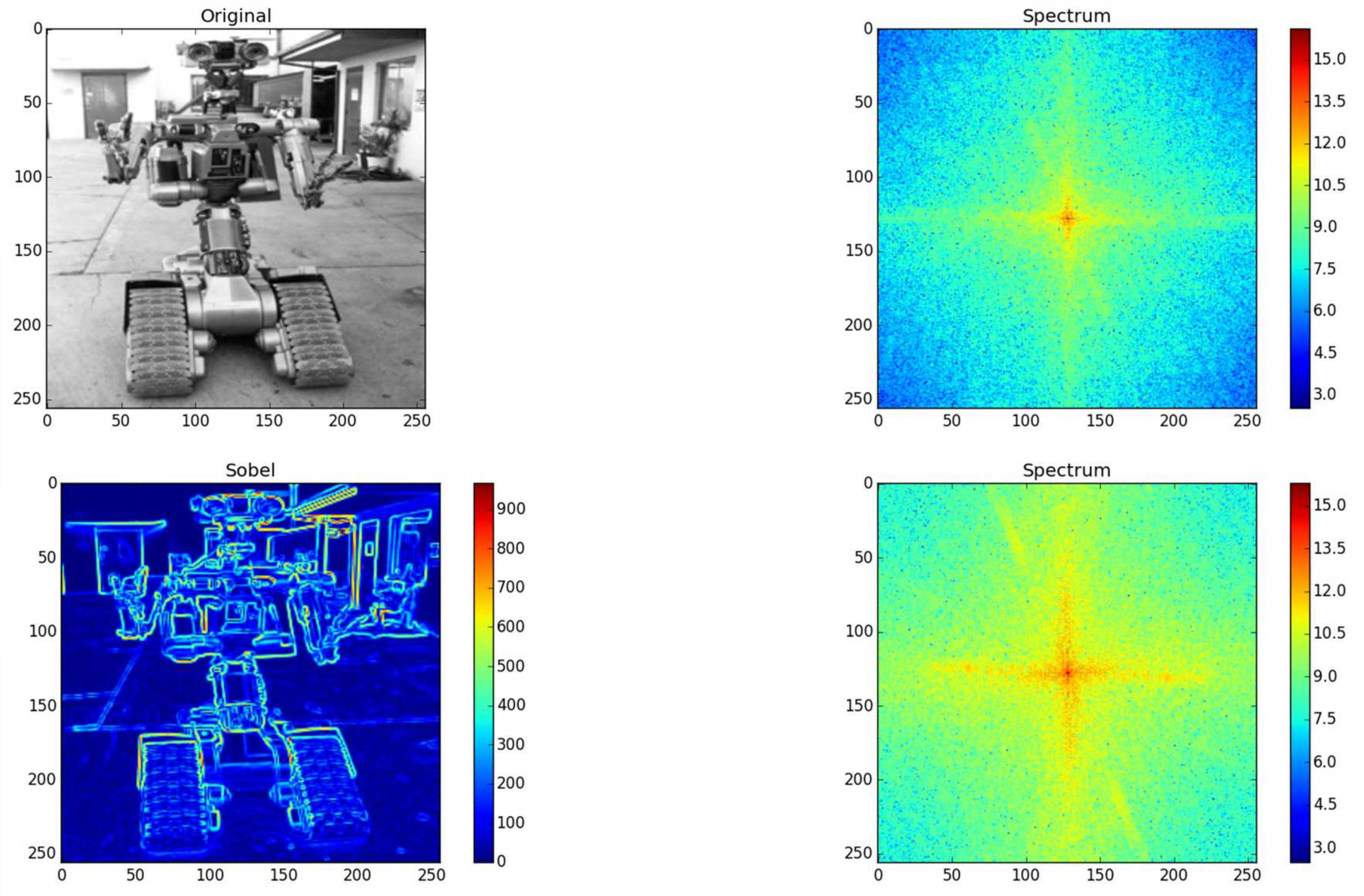
DETEKOVÁNÍ HRAN

- Sobelův x Kirschův operátor



DETEKOVÁNÍ HRAN

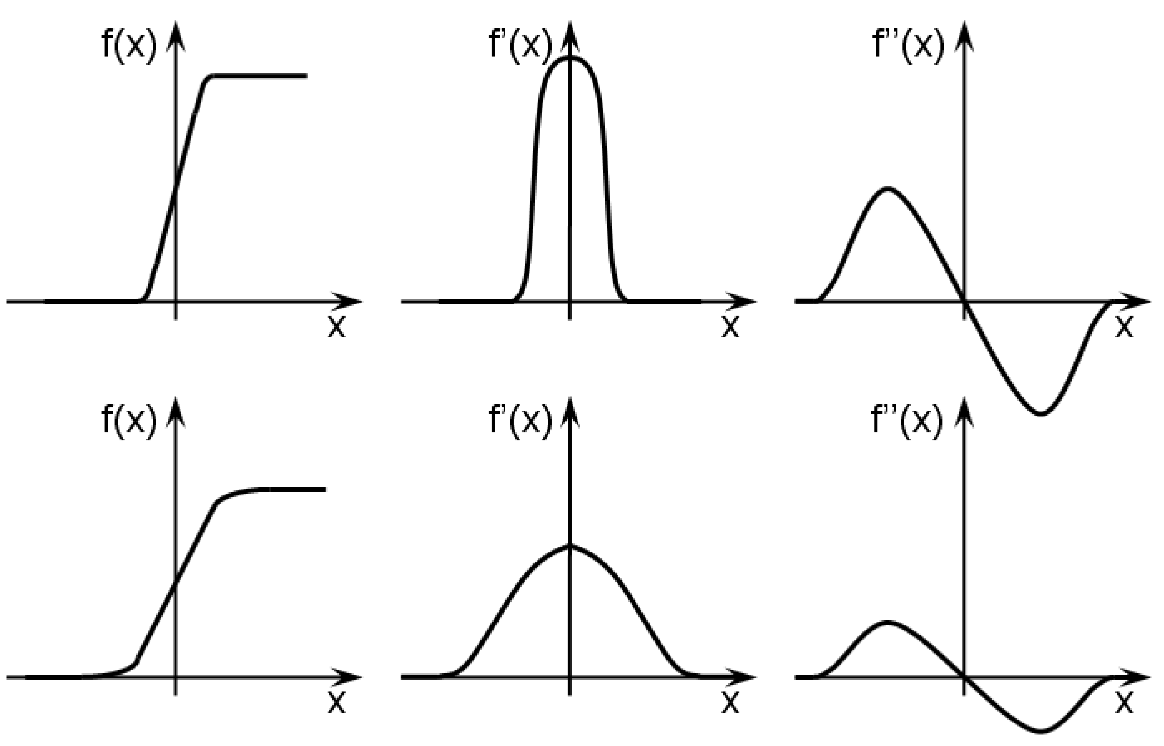
- **Sobelův operátor**



DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Hrany jako průchody nulou druhé derivace obrazové funkce**

- Nevýhoda operátorů aproximujících derivaci diferencemi v malém okolí je velká závislost jejich chování na konkrétním obrázku, velikost masky musí odpovídat velikosti detailů v obrazu, nejsou nezávislé na měřítku, velká citlivost na šum



DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Marrova teorie**
- Matematický model detekce skokových hran odpovídající neuro-fyziologickým měřením na sítnici oka, hledání polohy hrany v obraze v místě průchodu druhé derivace obrazové funkce nulou
- Druhá derivace >>> Protíná v místě hrany nulovou hodnotu, spolehlivější než hledat hrany pomocí první derivace
- Robustní počítání (odhad) druhé derivace >>> konvoluce obrazu s vyhlazujícím filtrem který požadavky (protikladné) na vyhlazující filtr:
- **1.** filtr má být hladký, ve frekvenčním spektru přibližně odpovídající PP >>> omezení možného počtu frekvencí, u kterých k průchodu nulou může dojít
- **2.** filtr by měl reagovat pouze na body z blízkého okolí hrany (přesnost lokalizace hrany v rovině)

DETEKOVÁNÍ HRAN

- Kompromis >>> Marrova teorie

- Lineární filtr, jehož koeficienty v konvoluční masce odpovídají 2D gaussovskému rozložení:

$$G(x,y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

- σ... středněkvadratická odchylka (na jak velkém okolí filtr operuje)

- pixely blíže středu mají větší váhu a vliv pixelů vzdálenějších než 3σ je zanedbatelný

- všesměrový Laplacián ∇^2 (**LoG operátor** - Laplacian of Gaussian)

$$\nabla^2(G(x,y,\sigma) * f(x,y)) = (\nabla^2 G(x,y,\sigma)) * f(x,y)$$ linearita operací konvoluce a derivace

- hodnoty derivace Gaussiánu $\nabla^2 G$ lze předpočítat analyticky >>> na obrazu nezávisí

DETEKOVÁNÍ HRAN

- r ... Euklidovská vzdálenost od středu Gaussiánu (středově symetrický)

$x^2 + y^2 = r^2$

$$G(x,y) = e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \rightarrow G(r) = e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}$$

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

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

$$h(x,y) = c\left(\frac{x^2+y^2-\sigma^2}{\sigma^4} - 1\right).e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

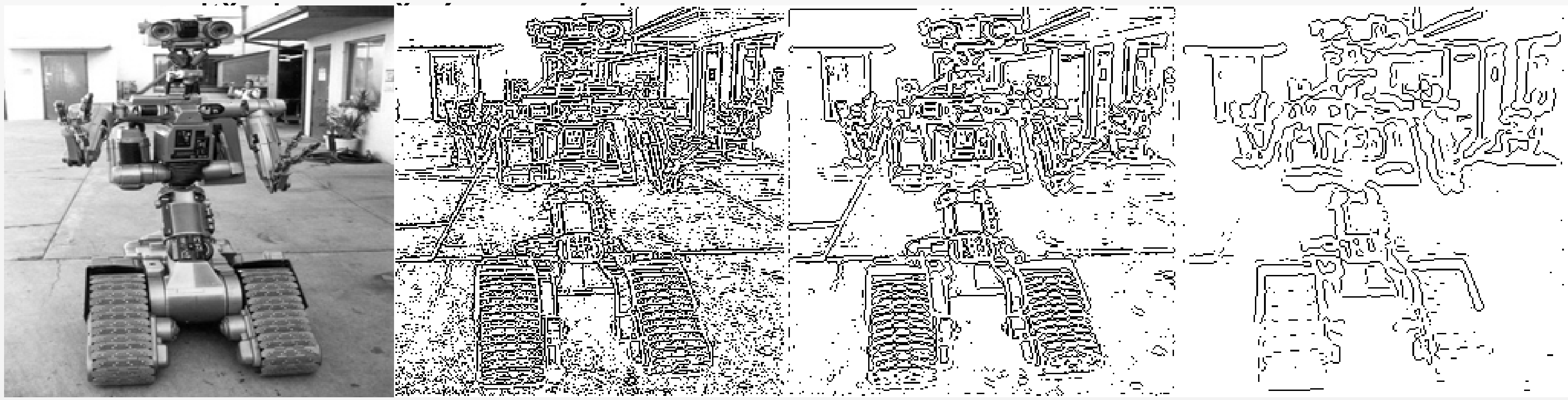
c... normalizační koeficient, součet všech koeficientů v masce je 0

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Aproximace operátoru LoG** v masce (mexický klobouk) 5×5

$$h(x,y)=\begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 16 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- Prahování LoG obrazu v intervalu hodnot blízkých k nule (slabé - nespojité hrany), lepší je použít detektor průchodů nulou, např. v masce 2 × 2 s reprezentativním bodem v levém horním rohu, Hrana se indikuje tehdy, pokud



σ = 0.1 σ = 1 σ = 2

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Operátor DoG** (Difference of Gaussians) >>> aproximace LoG pomocí diference dvou obrazů (konvoluce s Gaussiánem o různém σ)
- **(-)** DoG a Log vyhlazují ostré tvary (ostré rohy se ztrácejí), spojují hrany do uzavřených křivek (hrany - "talíř špaget)
- neurofyziologické experimenty (na kočkách) >>> sítnice lidského oka
- Shluky buněk (ganglionы) velmi podobné operace jako $\nabla^2 G$
- Každý ganglion reaguje na světelné podněty z kruhově symetrického okolí, které odpovídají $\nabla^2 G$

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Volba měřítka ve zpracování obrazů**

- Pro lokální operace >>> správně zvolit měřítko (okolí použité pro výpočet)

- U hledání hran >>> správná velikost okolí = velikost zajímavých objektů v obraze, v době předzpracování obrazu neumíme interpretovat obraz

- Kybernetika a popis složitých problémů >>> zkoumaný jev se vyjádří pomocí formálního popisu (modelu) pro každé z různých rozlišení (měřítek), studium kvalitativních změn modelu pro různá rozlišení

- Hrany >>> různá měřítka = různá středně kvadratické odchylka σ gaussovského filtru

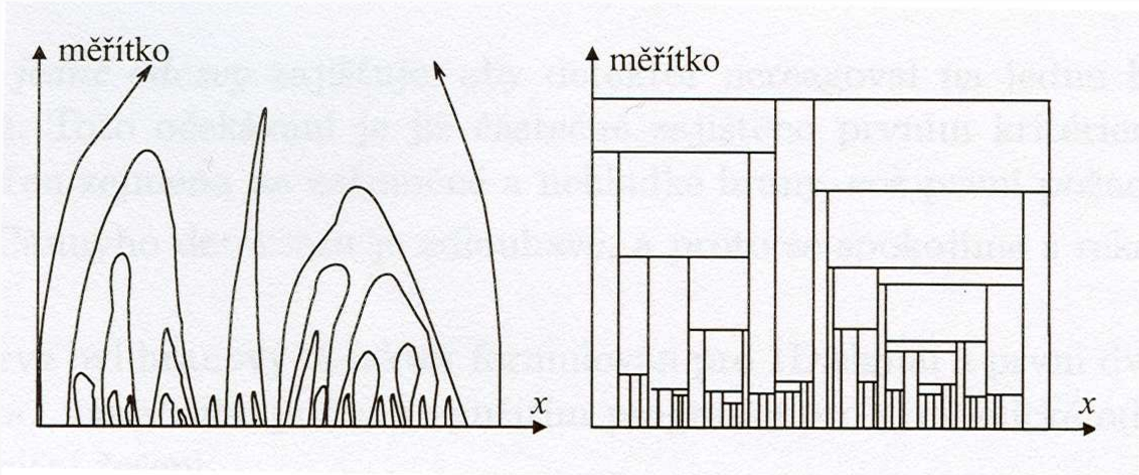
- pro 1D signál: $$G(x,\sigma) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$$

funkce – prostor měřítek $$F(x,\sigma) = f(x) * G(x,\sigma)$$

inflexní body křivky $F(x, \sigma_0)$, pro různé σ_0: $$\frac{\partial^2 F(x,\sigma_0)}{\partial x^2} = 0 \qquad \frac{\partial^3 F(x,\sigma_0)}{\partial x^3} \neq 0$$

DETEKOVÁNÍ HRAN

- Polohy inflexních bodů lze nakreslit v souřadnicích (x, σ) jako soustavu křivek, analýzou křivek >>> rozsah měřítek, při kterých nastávají zajímavé změny signálu >>> automatické nastavení měřítka lokálního operátoru, bez nutnosti interpretace obrazu



prostor měřítek pro 1D strom intervalů

(skripta Zpracování signálů a obrazů – Sedláček, Hlaváč, FEL ČVUT)

- **Strom intervalů** >>> zobrazení kvalitativní informace, vyjadřuje strukturu signálu v pozorovaných měřítkách, intervalový strom se buduje od kořene (největší měřítko σ_{max}), prohledávání směrem k listům (směr klesajícího σ), strom intervalů se větví v bodech prostoru měřítek, kde vznikají nové křivky odpovídající inflexním bodům

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Cannyho hranový detektor**

- Různá rozlišení a hledání, skokovou hranu lze hledat filtrem, návrh filtru >>> úloha variačního počtu (hledání nejlepší impulsní funkce filtru)

- Detektor je optimální pro skokové hrany když:

1. Významné hrany nesmí být přehlédnuty, na jednu hranu by neměly být vícenásobné odezvy (detekční kritérium)

2. Rozdíl mezi skutečnou a nalezenou polohou hrany má být minimální (lokalizační kritérium)

3. Detektor nesmí reagovat na jednu hranu v obraze vícenásobně (požadavek jedné odezvy) pro zašuměné a nehladké hrany

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Zjednodušené odvození Cannyho detektoru:**

- 1. Formulace pro 1D signál a první dvě kritéria optimalizace, využití variačního počtu s a programu pro symbolické odvozování, nalezení explicitního řešení

- 2. Pro třetího kritérium - optimální odezva filtru numerickou optimalizací, výsledný filtr lze s aproximovat filtrací Gaussiánem G (chyba menší než 20%)

- 3. Detektor hran zobecněn do 2D, hrana (poloha, orientace a velikost)

$$G_n = \frac{\partial G}{\partial n} = n.\nabla G$$

diferenční operátor - poskytuje i orientaci hrany (oproti Marrově teorii)

$$n = \frac{\nabla(G * f)}{\left|\nabla(G * f)\right|}$$

robustní odhad směru gradientu

$$\frac{\partial}{\partial n} G_n * f = 0$$

$$\frac{\partial^2}{\partial n^2} G * f = 0$$

nalezení lokální maxima ve směru kolmém na hranu

DETEKOVÁNÍ HRAN

- Nalezení lokální maxima ve směru kolmém na hranu >>> potlačení odezev mimo maxima (non-maximal suppression)
- Konvoluce a derivace jsou asociativní operace >>> konvoluce obrázku f s Gaussiánem G a poté vypočítení druhé směrové derivace s využitím výpočtu ve směru n

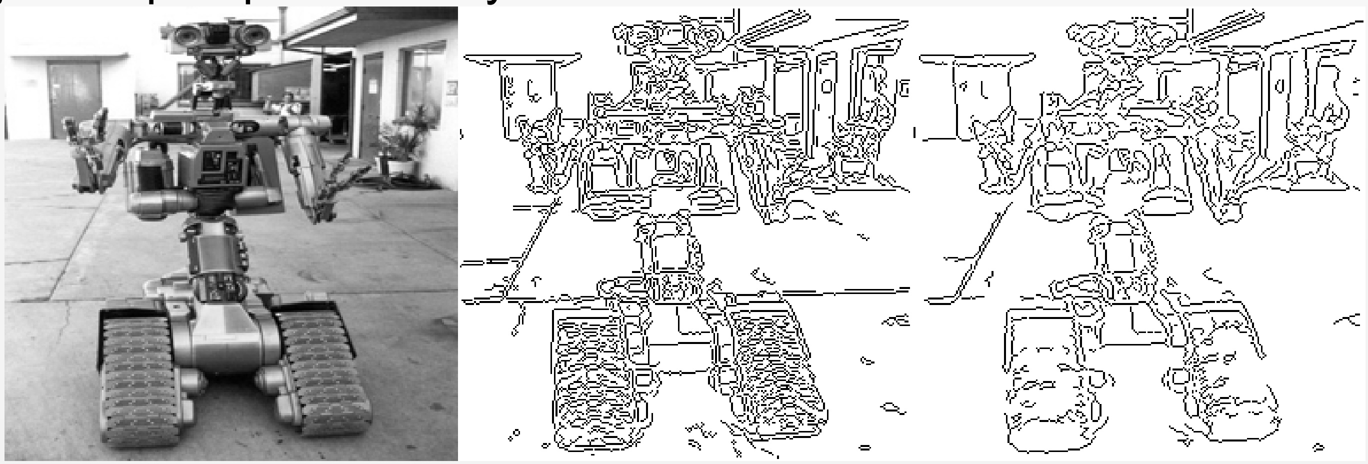
- Síla hrany (velikost gradientu intenzity f): $|G_n * f| = |\nabla(G * f)|$

- **4.** Odstranění vícenásobných odezev na jedinou hranu >>> prahování >>> nesouvislé hrany, vylepšení >>> prahování s hysterezí >>> silné hrany s modulem gradientu nad vyšším prahem jsou považovány za hranové pixely pro dané měřítko, osamocené slabé hrany s menším modulem gradientu než vyšší práh (z šumu), pokud jsou souvislé se silnou hranou, tak jsou uvažovány, když odpovídající modul gradientu přesahuje nižší práh, automatické nastavení vyššího a nižšího práhu dle odhadnutého poměru signálu k šumu

- **5.** Výběr správného měřítko (σ) - velikosti objektů v obrázku, obraz není interpretován, vyzkouší se všechna měřítka a informaci z nich se sdruží, při významnější odezvě na hranu ve více měřítkách se použije operátor v nejmenším měřítku >>> nejlépe lokalizuje hranu.

DETEKOVÁNÍ HRAN

- **Cannyho syntéza z odezev detektoru v různých měřítkách:**
- 1. označí se odezvy detektoru pro nejmenší měřítko
- 2. hrany pro větší měřítka hypotetického detektoru se syntetizují z nich
- 3. syntetizovaná odezva se porovná se skutečnou odezvou pro příslušné větší měřítko σ
- 4. Hrany navíc proti syntetizovanému odhadu se zavedou pouze tehdy, jsou-li silnější než předpokládala syntéza



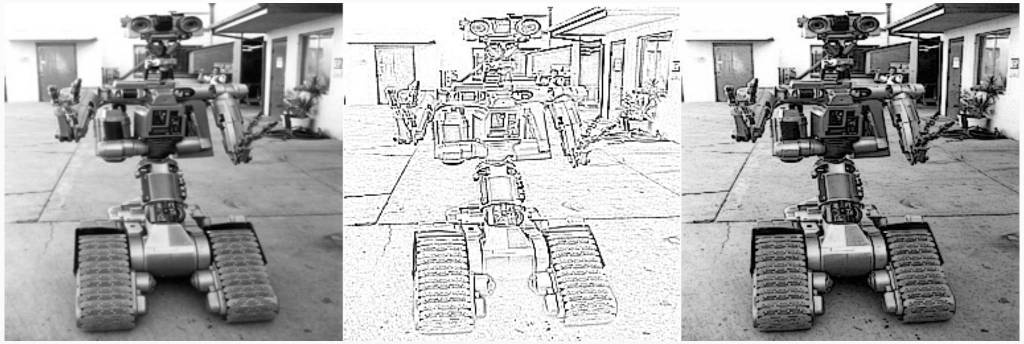
Ostření obrazu

- Využití gradientních operátorů pro ostření obrazu (pro člověka) větší strmost hran >>> zdůraznění vysokých frekvencí

$$f(x,y) = g(x,y) - C.S(x,y)$$

C ... síla ostření

S ... operátor strmosti změny obrazové funkce



- Strmost >>> modul gradientu nebo Laplacián

- Ostření obrazu >>> FS >>> zdůraznění vysokých frekvencí, FT >>> lineární kombinace harmonických průběhů, cos(nx), n = 1,2,... ,derivace >>> ncos(nx), čím vyšší frekvence (n), tím větší je amplituda derivace >>> gradientní operátory zdůrazňují hrany

- Použití ostření >>> kontrastnější obraz, (sítotisk) >>> odstíny jasu se vytvářejí polotónováním, tj. větší či menší hustotou černých bodů >>> ostření obrazu nezbytné >>> modul DTP (Desk Top Publishing)

Obnovení obrazu při známé degradaci

- Obnovení (restaurování) obrazu >>> potlačení porušení obrazu na základě znalosti charakteru poruchy nebo jejího odhadu

- Lineární degradace >>> porušený obrázek g(x, y) lze modelovat jako konvoluci neporušeného obrázku f(x,y) s maskou h přes celý obrázek

$$g(x,y) = \iint_{(a,b)\in O} f(a,b)\,h(a,b,x,y)\,da\,db + \nu(x,y) \qquad \nu(x,y) \text{ ... aditivní šum}$$

- Zjednodušení >>> prostorová nezávislost filtru h(x,y)

$$g(i,j) = (f * h)(i,j) + \nu(i,j) \qquad \text{obrazy z FT:} \quad G(u,v) = F(u,v)H(u,v) + N(u,v)$$

pro degradace způsobené:

(a) rozostřením objektivu
(b) rozmazáním pohybujícího se objektu ve scéně při dlouhých expozičních časech
(c) turbulencí atmosféry při sledování scény přes vysokou vrstvu vzduchu (dálkový průzkum Země, astronomie)

Obnovení obrazu při známé degradaci

- Dalšími vlivy >>> vady optické soustavy, nelinearita opticko-elektrického čidla, nelinearita nebo zrnitost filmového materiálu
- Deterministické postupy obnovení obrazu >>> pro obrazy s malým podílem šumu, vypočtení původního obrazu pomocí transformace inverzní k degradační transformaci
- Statistické postupy obnovení obrazu >>> odhadují originální obraz z obrazu zatíženého šumem (známé nebo odhadnuté statistické vlastnosti), hledání filtru pomocí metod statistických modelů (metoda nejmenších čtverců...), míra podobnosti (vzdálenost) mezi původním obrazem a obrazem, který byl odhadnut (kritériem optimality)
- Znalost transformace, která obraz degradovala, pokud není >>> aproximace z existujících obrazů
- **Apriorní poruchy** >>> parametry poruch jsou známé nebo je lze získat před obnovením, porovnání originálního a sejmutého obrazu
- **Aposteriorní poruchy** >>> analýza degradovaného obrazu >>> vyhledávání osamělých bodů nebo přímek v obraze a nalezení odpovídající přenosové funkce po degradaci, nebo odhadování spektrálních vlastností šumu v oblastech obrazu, o kterých víme, že jsou poměrně stejnorodé

Obnovení obrazu při známé degradaci

- **Relativní pohyb mezi kamerou a objektem**:
- rozmazání obrazu >>> relativní pohyb mezi kamerou a fotografovaným objektem v době otevření závěrky T
- pro konstantní rychlost pohybu objektu V ve směru osy x:

$$H(u,v)=\frac{\sin(\pi V T u)}{\pi V u}$$

Fourierův obraz H(u, v) degradace za čas T

Obnovení obrazu při známé degradaci

- **Rozostřený objektiv:**
- rozmazání obrazu špatným zaostřením tenké čočky při malé hloubce ostrosti

$$H(u,v) = \frac{J_1(a\,r)}{a\,r}$$

J_1 Besselova funkce prvního druhu, $r^2 = u^2 + v^2$ - posun v obraz.

model není prostorově invariantní

Obnovení obrazu při známé degradaci

- **Turbulence atmosféry:**

- Při dálkovém průzkumu Země, astronomii, při sledování objektů přes silnou vrstvu vzduchu, poruchy – tepelné nehomogenity v atmosféře (tetelení vzduchu), mírné ohýbání procházejícího světla

$$H(u,v) = e^{-c\left(u^2+v^2\right)^{\frac{5}{6}}}$$

- Model degradace byl stanoven pokusně, c je konstanta daná typem turbulence (experimentální určení)

Obnovení obrazu při známé degradaci

- **Obnovení obrazu inverzní filtrací nebo Wienerovou filtrací**:

- Řešení pomocí inverzní filtrace >>> pokud šum není vzhledem k signálu významný, jinak se projeví aditivní chyba (rozmazání ostrých hran), změna modulu H klesá rychleji než N

$$F(u,v) = G(u,v)H^{-1}(u,v) - N(u,v)H^{-1}(u,v)$$

- Wienerovu filtrace >>> pokud je nezanedbatelný šum s odhadnutelnými statistickými vlastnostmi, řešením přeurčené soustavy lineárních rovnic minimalizující středně kvadratickou chybu e^2

$$e^2 = \varepsilon\left\{\left(f(i,j) - \hat{f}(i,j)\right)^2\right\}$$

ε ... operátor střední hodnoty

- Optimální odhad $\hat{f}$ je na pozorovaném obrazu g nelineárně závislý

- Zjednodušení >>> $\hat{f}$ je lineární kombinací hodnot obrazu g, shoda nastane pouze, když je stochastický proces popisující obrazy f,g a šum v stacionární a příslušné hustoty pravděpodobnosti jsou gaussovské, to není vždy splněno, přesto se Wienerova filtrace použije

Obnovení obrazu při známé degradaci

- **Odhad neporušeného obrazu** $\hat{F}$:

$$\hat{F}(u,v) = H_W(u,v)G(u,v)$$

H_W ... přenosová funkce Wienerova filtru

- Wienerův filtr:

$$H_W(u,v) = \frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + \frac{S_{\nu\nu}(u,v)}{S_{ff}(u,v)}}$$

H ... Fourierova transformace degradace
$S_{\nu\nu}$ ... výkonová spektrální hustota šumu
S_{ff} ... výkonová spektrální hustota neporušeného obrazu

- Musí být znám charakter poruchy a statistické vlastnosti šumu, S_{ff} zjištěno metodou pokusu a omylu

- Ideální inverzní filtr (zvláštním případ Wienerova filtru) $S_{\nu\nu} = 0$

Obnovení obrazu při známé degradaci

rozmazání pohybem o 5 pixelů v ose x

špatně zaostřený obraz

(skripta Zpracování signálů a obrazů – Sedláček, Hlaváč, FEL ČVUT)
(autor - P. Kohout, ředitelství policie ČR, Praha)