

---

# INF 2310 – Digital bildebehandling

## Filtrering i bilde-domenet - 1

Naboskaps-operasjoner  
Konvolusjon og korrelasjon  
Kant-bevarende filtre  
Ikke-lineære filtre  
GW Kap 3.4-3.5, + Kap 5.3

---

# Bruksområder - filtrering

- Av de mest brukte operasjoner i bildebehandling.
- Brukes som et ledd i pre-prosessering for mange bildeanalyse-problemer:
  - Støyfjerning/støyreduksjon
  - Kant-deteksjon
  - Deteksjon av linjer eller andre spesielle strukturer.

---

# Lokale operasjoner

- Vi skal se på teknikker i bilde-domenet
  - Teknikker fra frekvens-domenet kommer senere.
- Bilde-domenet refererer til mengden av piksler som utgjør det digitale bildet.
- Bildeplan-metoder opererer på disse pikslene og gir:

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

$g(x, y)$  er ut-bildet

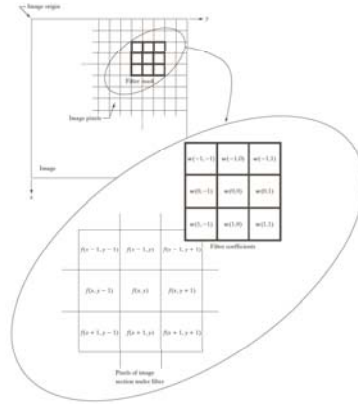
$f(x, y)$  er inn-bildet

T er en operator på en **omegn** rundt  $(x, y)$

- 
- Hver pikselverdi  $g(x, y)$  i ut-bildet er en funksjon av pikselverdiene  $f(x, y)$  i et lokalt område rundt tilsvarende pikselposisjon  $(x, y)$  i inn-bildet.

## Omgivelser/naboskap/vindu

- Kvadratiske/rektangulære vinduer mest vanlig.
- Av symmetri-hensyn oftest odde dimensjon.
- Enkelst transform får vi når vinduet er bare 1x1 piksel.
  - $T()$  er da gråtonemapping der ny pikselverdi bare avhenger av pikselverdien i punktet  $(x,y)$ .
  - Hvis  $T$  er den samme over hele bildet har vi en **global** transform.
  - Hvis vinduet er større enn 1x1, har vi en **lokal** transform.

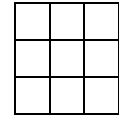


INF 2310

5

## Naboskap+Transform=Maske

- Naboskap/vindu/omgivelse:
  - De pikslene rundt et punkt i inn-bildet som  $T$  opererer på.
- Transform/operator:
  - Operator/algoritme som opererer på pikslene i naboskapet.
  - Sier HVA vi skal gjøre med bildet.
- Maske/filter:
  - En matrise med vektorer eller koeffisienter.
- Resultatene lagres i et **nytt** bilde.



1	1	1
1	1	1
1	1	1

Eksempel: et  
gjennomsnittsfiler

INF 2310

6

## Filter-egenskaper - Additivitet

$$H[f_1(x, y) + f_2(x, y)] = H[f_1(x, y)] + H[f_2(x, y)]$$

$H$  er filteret, og  $f_1$  og  $f_2$  er vilkårlige bilder.

- Hva betyr dette:
  - Hvis vi skal addere to filtrerte bilder?

INF 2310

7

## Filter-egenskaper - Homogenitet

$$H[af_1(x, y)] = aH[f_1(x, y)]$$

- Hvis  $H$  er en lineær operator, er responsen på et konstant multiplert av en vilkårlig input lik konstanten multiplisert med responsen på input.

INF 2310

8

## Filter-egenskaper - Linearitet

$$H[af_1(x, y) + bf_2(x, y)] = aH[f_1(x, y)] + bH[f_2(x, y)]$$

$H$  er filteret,  $a$  og  $b$  er konstanter, og  $f_1$  og  $f_2$  er vilkårlige bilder.

- Hva betyr dette:
  - Hvis vi skalerer bildene før filtreringen?

## Filter-egenskaper – Posisjons-invarians

$$H[f_1(x-l, y-m)] = g(x-l, y-m)$$

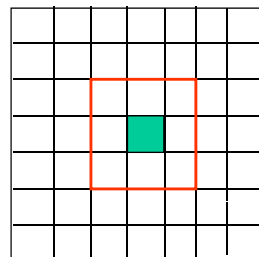
for alle  $f(x, y)$  og for vilkårlige  $(l, m)$ .

- Responsen i et vilkårlig punkt i et bilde avhenger bare av bildets lokale verdi, ikke av posisjonen.

## Eksempel: middelverdi

- For hvert piksel, beregn middelverdien av pikslene i et  $3 \times 3$  vindu rundt piksel  $(x, y)$

$$\begin{aligned} g(x, y) &= \frac{1}{9} [f(x-1, y-1) + f(x, y-1) + f(x+1, y-1) \\ &\quad + f(x-1, y) + f(x, y) + f(x+1, y) \\ &\quad + f(x-1, y+1) + f(x, y+1) + f(x+1, y+1)] \\ &= \frac{1}{9} \sum_{v=-1}^1 \sum_{w=-1}^1 f(x-v, y-w) \end{aligned}$$



$f(x, y)$  og  $3 \times 3$  vindu

## 1-D Konvolusjon

$$g(x) = T[f(x)] = \sum_{i=-w}^w h(i) f(x-i)$$

- $h$  er filteret,  $f$  er et 1-D bilde eller signal

- Merk at:

$$\begin{aligned} g(x) &= \sum_{i=-w}^w h(i) f(x-i) \\ &= h(-w) f(x-(-w)) \\ &\quad + h(-w+1) f(x-(-w+1)) \\ &\quad \vdots \\ &\quad + h(w-1) f(x-w+1) \\ &\quad + h(w) f(x-w) \\ &= \sum_{i=x-w}^{x+w} h(x-i) f(i) \end{aligned}$$

Og det er den siste formen vi bruker for utregning.

## Et 1-D eksempel

$$h=[1\ 2\ 3]$$

Indeks for h: -1 0 1

$$f=[4\ 4\ 4]$$

Indeks for f: x=1 2 3

$$g(x) = \sum_{i=x-w}^{x+w} h(x-i)f(i)$$

$$g(1) = h(1)f(0) + h(0)f(1) + h(-1)f(2) = 3 \times f(0) + 2 \times 4 + 1 \times 4 = 12$$

$$g(2) = h(1)f(1) + h(0)f(2) + h(-1)f(3) = 3 \times 4 + 2 \times 4 + 1 \times 4 = 24$$

$$g(3) = h(1)f(2) + h(0)f(3) + h(-1)f(4) = 3 \times 4 + 2 \times 4 + 1 \times f(4) = 20$$

$f(0)$  og  $f(4)$  er ikke definert, la oss anta at de er 0.

$\times$  er multiplikasjon

Men hva skjer rundt kantene?

Merk at vi må speilvende h før multiplikasjon.

INF 2310

13

## Utrekning av 1-D konvolusjon

$$g(x) = \sum_{i=x-w}^w h(i)f(x-i) = \sum_{i=x-w}^{x+w} h(x-i)f(i)$$

- For å regne ut resultatet av en konvolusjon for posisjon  $x$ :
  - Speilvend masken, legg den over bildet slik at minst en posisjon overlapper med bildet.
  - Multipliser hvert element i masken med underliggende pikselverdi. Summen av produktene gir verdien for  $g(x)$  i posisjon  $x$ .
- For å regne ut resultatet for alle posisjoner:
  - Flytt masken piksel for piksel og gjenta operasjonene over.
- Merk: for symmetrisk  $h$  spiller det ingen rolle om vi speilvender masken eller ikke.

INF 2310

14

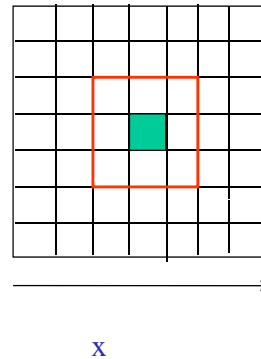
## 2-D konvolusjon

- Ut-bildet er gitt ved

$$g(x, y) = \sum_{j=-w_1}^{w_1} \sum_{k=-w_2}^{w_2} h(j, k) f(x-j, y-k)$$

$$= \sum_{j=x-w_1}^{x+w_1} \sum_{k=y-w_2}^{y+w_2} h(x-j, y-k) f(j, k)$$

- $h$  er et  $m \times n$  filter med størrelse  $m=2w_1+1$ ,  $n=2w_2+1$
- $m$  og  $n$  er vanligvis oddetall.
- Ofte har vi kvadratisk vindu ( $m=n$ ).
- Ut-bildet er et veiet sum av inn-pikslene som omgir  $(x, y)$ . Vektene i filteret er gitt ved  $h(j, k)$ .
- Ut-bildets pikselverdi i neste posisjon finnes ved at filteret flyttes ett piksel, og beregner summen på nytt.



INF 2310

15

## Utrekning av 2-D konvolusjon

$$g(x, y) = \sum_{j=x-w_1}^{x+w_1} \sum_{k=y-w_2}^{y+w_2} h(x-j, y-k) f(j, k)$$

- For å regne ut resultatet av en konvolusjon for posisjon  $(x, y)$ :
  - Roter masken 180 grader, legg den over bildet slik at minst en posisjon overlapper med bildet.
  - Multipliser hvert element i masken med underliggende pikselverdi.
  - Summen av produktene gir verdien for  $g(x, y)$  i posisjon  $(x, y)$ .
- For å regne ut resultatet for alle posisjoner:
  - Flytt masken piksel for piksel og gjenta operasjonene over.

INF 2310

16

## Litt notasjon

$$g(x, y) = \sum_{j=x-w_1}^{x+w_1} \sum_{k=y-w_2}^{y+w_2} h(x-j, y-k) f(j, k)$$

gir oss verdien i ut-bildet for piksel-posisjon  $(x, y)$

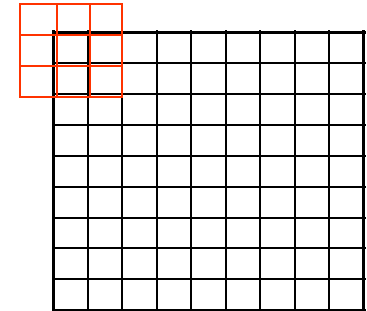
- For å konvolvare filteret med hele bildet, bruker vi notasjonen

$$g = h * f$$

\* er konvolusjons-operatoren

## Praktiske problemer

- Kan vi la ut-bildet ha samme piksel-representasjon som inn-bildet? (unsigned byte for eksempel?)
- Trenger vi et mellom-lager?
- Hva gjør vi langs bilde-kantene?
- Anta at bildet er  $M \times N$  piksler
- Anta at filteret er  $m \times n$   
( $m=2m_2+1$ ,  $n=2n_2+1$ )
- Uberørt av kant-effekt:  
( $M-2m_2$ ) $\times$ ( $N-2n_2$ )



$$3 \times 3: (M-2) \times (N-2)$$

$$5 \times 5: (M-4) \times (N-4)$$

## Hva gjør vi langs kanten?

Alternativer:

1. Sett  $g(x, y) = 0$
2. Sett  $g(x, y) = f(x, y)$
3. Trunker ut-bildet (lager det mindre)
4. Trunker konvolusjons-masken  $h$
5. Utvid bildet ved speiling om kant ("reflected indexing")
6. "Circular indexing"
  - Anta at bildet repeterer seg selv uendelig i alle retninger
  - Merk: dette bruker vi i Fourier-transform

## Et lite tips om konvolusjon

- Når vi konvolverer et filter med et bilde:
  - Er vi interessert i å lage et nytt bilde med samme størrelse som input-bildet.
  - Vi bruker en av teknikkene fra forrige foil.
- Når vi konvolverer en filter-kjerne med en annen filter-kjerne:
  - Vi vil lage en effektiv implementasjon av et stort filter ved en kombinasjon av enkle, separable filtre.
  - Vi beregner resultatet for alle posisjoner der de to filter-kjernene gir overlapp.

# Korrelasjon

$$g(x, y) = \sum_{k=-n_2}^{n_2} \sum_{j=-m_2}^{m_2} h(j, k) f(x + j, y + k)$$

- Merk forskjell fra konvolusjon:
  - pluss i stedet for minus.
- Minus for konvolusjon gjør at vi roterer filteret 180 grader.
- For korrelasjon trenger vi ikke dette, vi legger filterkjernen sentrert om piksel  $(x, y)$  og multipliserer hvert enkelt element.
- Merk: vi kan utføre korrelasjon ved en konvolusjons-funksjon hvis vi først roterer filteret 180 grader.

# Korrelasjon

$$g(x, y) = \sum_{k=-n_2}^{n_2} \sum_{j=-m_2}^{m_2} h(j, k) f(x + j, y + k)$$

- Anvendelse: mønstergjenkjenning eller *template matching*.
- Mønster/template kan være en del av et bilde.
- $h(i, j) \geq 0$
- Normaliser ved

$$g'(x, y) = \frac{g(x, y)}{\sum_{j=-n_2}^{n_2} \sum_{k=-m_2}^{m_2} f(x + j, y + k)}$$

for å unngå høyere verdier for lyse piksler.

# Korrelasjonskoeffisient

- Alternativt, beregn korrelasjons-koeffisienten

$$\eta(x, y) = \frac{\sum_i \sum_j [h(i, j) - \bar{h}] [f(x + i, y + j) - \bar{f}]}{\sqrt{\sum_i \sum_j [f(x + i, y + j) - \bar{f}]^2} \sqrt{\sum_i \sum_j [h(i, j) - \bar{h}]^2}}$$

- Denne er normalisert både i forhold til middelverdien til filteret,  $\bar{h}$  og i forhold til middelverdien til den lokale omegnen i bildet,  $\bar{f}(x, y)$

# Eksempel – template matching

- Finn et objekt i et bilde.
- Filteret er templatens.
- Templatens må ha samme størrelse og orientering som bildet (og omtrent samme gråtoner).



## Egenskaper ved konvolusjon

- Kommutativ:

$$f * g = g * f$$

- Assosiativ:

$$(f * g) * h = f * (g * h)$$

- Distributiv:

$$f *(g+h) = (f*g) + (f*h)$$

- Assosiativ ved skalar multiplikasjon:

$$a(f*g) = (af)*g = f*(ag)$$

- Kan utnyttes i sammensatte operasjoner!

## Normalisering av filtre

- Hvis vi konvolverer  $[1 \ 1 \ 1]$  med seg selv, får vi  $[1 \ 1 \ 1]*[1 \ 1 \ 1] = [1 \ 2 \ 3 \ 2 \ 1]$ .
- Fortsetter vi, får vi  $[1 \ 1 \ 1]*[1 \ 2 \ 3 \ 2 \ 1] = [1 \ 3 \ 6 \ 7 \ 6 \ 3 \ 1]$
- Ved slike ikke-normaliserte filterkjerener, øker gjennomsnittsverdi i det filtrerte bildet.
- Vanligvis normaliserer vi filterkjernen slik at gjennomsnittsverdien i bildet bevares.

$$\frac{1}{3}[1 \ 1 \ 1]$$

$$\frac{1}{9}[1 \ 2 \ 3 \ 2 \ 1]$$

$$\frac{1}{27}[1 \ 3 \ 6 \ 7 \ 6 \ 3 \ 1]$$

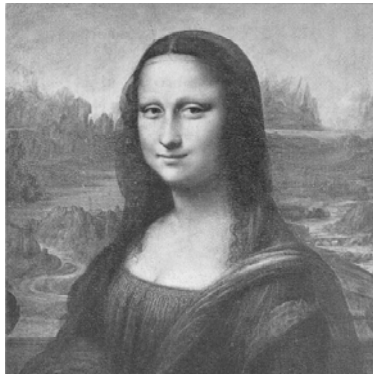
## Lavpass-filtre

- Slipper gjennom lave frekvenser (se forelesninger om Fourier) og demper høye frekvenser.
  - Høye frekvenser = skarpe kanter, støy, detaljer.
- Effekt: "blurring" eller utsmøring av bildet.
- Utfordring: bevare kanter samtidig som homogene områder gattes.

## Middelverdi-filtre (lavpass)

- $3 \times 3$ :  $\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
- $5 \times 5$ :  $\frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
- $7 \times 7$ :  $\frac{1}{49} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
- Alle koeffisienter er like.
- Skaler resultatet ved å normalisere med summen av filterkoeffisientene.
- Størrelsen på filteret avgjør graden av glatting.
  - Lite filter: lite glatting, kanter bevares bedre.
  - Stort filter: mye glatting og utsmørt bilde.

## Filtrerte bilder, middelvefilter



Original

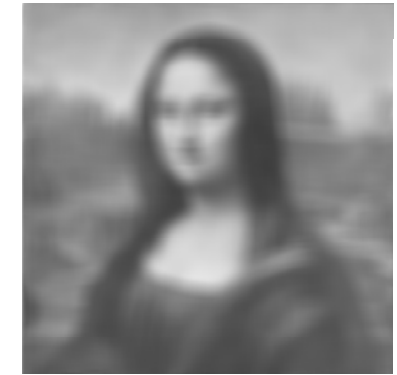


Filtrert 3x3-filter

## Filtrerte bilder, middelvefilter



Filtrert 9x9-filter



Filtrert 25x25-filter

## Separable filtre

- Et separabelt filter kan splittes i mindre enklere filtere (for eksempel to 1-dimensjonale filtere)
- Geometrisk form: kvadrat, rektangel
- Rektangulære middelvefiltere er separable.

$$h(i, j) = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{25} [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] * \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

- Fordel: et raskt filter.
- Vanlig konvolusjon:  $n^2$  multiplikasjoner og addisjoner.
- 2 1-D konvolusjoner:  $2n$  multiplikasjoner og addisjoner.

## Tidsbesparelse

- Vanlig konvolusjon:  $n^2$  multiplikasjoner og addisjoner.
- 2 1-D konvolusjoner:  $2n$  multiplikasjoner og addisjoner.
- Besparelse ved separasjon av  $n \times n$  filter:

$$\Delta = \frac{n^2 - 2n}{n^2} = 1 - \frac{2}{n}$$

$n$	$\Delta$
3	0.33
5	0.60
7	0.71
9	0.77
11	0.82
13	0.85
15	0.87



## Lavpass-filtrering ved oppdatering

- Det tar  $n^2$  multiplikasjoner og  $n^2-1$  addisjoner å beregne resultatet  $R$  for et  $n \times n$  uniformt filter (ser bort fra skaleringen).
- Hvis filteret flyttes ett piksel, blir ny respons  
 $R_{ny} = R - C_1 + C_n$   
der  $C_1$  er summen av produktene i første kolonne i filteret, og  $C_n$  er tilsvarende for siste kolonne i filteret.
- Det tar  $n$  multiplikasjoner og  $(n-1)$  addisjoner å finne hhv.  $C_1$  og  $C_n$ .  
– Dvs. totalt  $2n+2n$  operasjoner for å finne  $R_{ny}$ .
- Oppdatering er like raskt som separabilitet.
- For uniforme filtere kan vi også droppe alle multiplikasjoner.

INF 2310

33

## Ikke-uniformt lavpass-filter

- Uniforme lavpass-filtre kan implementeres raskt.
- Et vanlig ikke-uniformt filter er Gauss-filteret:  
– 2D Gauss-filter:

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right)$$

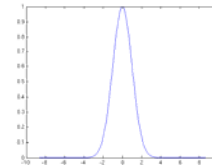
- Parameter  $\sigma$  er standard-avviket (bredden)
- Filterstørrelse må tilpasses  $\sigma$

INF 2310

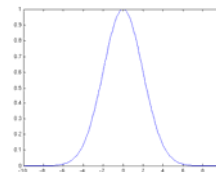
34

## Effekten av $\sigma$

- $\sigma$  liten: lite glatting
- $\sigma$  stor: mye glatting
- Men mindre enn med "flatt" middelverdifilter



$\sigma=1$



$\sigma=2$

INF 2310

35

## Approksimasjon av Gauss-filtre

$$\begin{aligned} G_{3 \times 3} &= \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

INF 2310

36

## Kant-bevarende støyfiltrering

- Vi filtrerer for å fjerne støy i bildene.
- Det finnes et utall av "kantbevarende" filtre.
- Men det er et system i filter-jungelen:
  - Vi kan jo to piksel-populasjoner i vinduet.
  - Da er det suboptimalt å bruke alle pikslene.
  - Vi kan sortere pikslene:
    - Radiometrisk
    - Geometrisk
    - Både radiometrisk og geometrisk

## Rang-filtrering

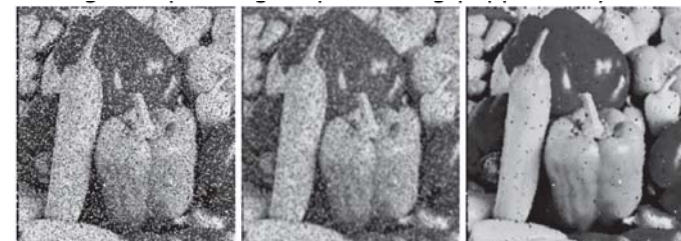
- Vi lager en en-dimensjonal liste av alle piksel-verdiene innenfor vinduet.
- Vi sorterer listen i stigende rekkefølge.
- Vi velger en piksel-verdi fra en bestemt posisjon i den sorterte listen
- Denne piksel-verdien er resultatet av filtreringen, og skrives ut til tilsvarende piksel-posisjon i ut-bildet.

## Median-filter

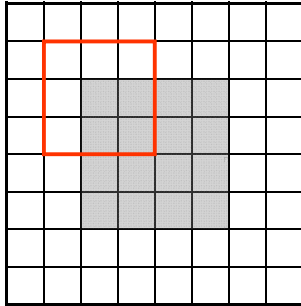
- $g(x,y) = \text{median}$  av verdiene i et vindu rundt inn-pikslet.
- **Median** = den midterste verdien i sortert liste.
- Vindu: kvadrat, rektanger, pluss.
- Rask implementasjon kan gjøres vha. histogram, med histogram-oppdatering etter hvert som vinduet flyttes.
- Et av de mest brukte kant-bevarende støy-filtre.
- Spesielt godt til å fjerne impuls-støy ("salt og pepper")
- Problemer:
  - Tynne kanter kan forsvinne
  - Hjørner kan rundes av
  - Objekter kan bli litt mindre
- Valg vindus-størrelse og form viktig!

## Middelverdi eller median?

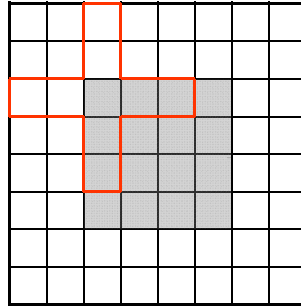
- Middelverdi-filter: beregn middelverdi i vindu.
  - God støy-reduksjon, men blurring av kanter.
- Median-filter: finn medianen i vinduet.
  - Dårligere støyreduksjon, bedre kant-bevaring.
  - Fungerer spesielt godt på "salt-op-pepper" støy.



## Median og hjørner



Med kvadratisk vindu rundes hjørnet av



Med "pluss"-vindu bevares hjørnet

INF 2310

41

## Median ved histogram-oppdatering

1. Skal oppdatere median-verdien mens vi flytter et vindu med  $2m+1$  rader og  $2n+1$  kolonner rundt i bildet. Sett  $th=(2m+1)(2n+1)/2$ .
2. Sett vinduet ved venstre bildekant, sorter og finn mediamed  $MED$  og antall piksler med gråtone  $f \leq MED$ ,  $LE\_MED$
3.

```
for j=-m to m do
begin
--H[f(x-n,y-j)]
if (f(x-n,y-j)<MED) then --LE_MED
end
```
4. Flytt vinduet et piksel til høyre:

```
for j=-m to m do
begin
++H[f(x+n,y-j)]
if (f(x+n,y-j)<MED) then ++LE_MED
end
```

INF 2310

42

## Min og Max filtre

- Disse filtrene finner hhv. laveste og høyeste pikselverdi innenfor et vindu.
- Begge gir en ikke-lineær blurring av bildet.
- De krever ikke sortering av pikslene i bildet.
- Raskere enn full sortering  
 $n-1$  sammenligninger mot  $n \log_2 n$

INF 2310

43

## Kombinasjoner av Min og Max filtre

- La  $min_w(f(x,y))$  og  $max_w(f(x,y))$  bety den minste og største verdien  $f$  har innenfor et vindu  $w$  sentrert om  $(x,y)$ .
- La vinduet flytte seg gjennom alle mulige posisjoner i bildet.
- Da vil to-pass operasjonen
$$g_1(x,y) = \max(\min(f(x,y)))$$
fjerne "topper" som er mindre enn vinduet.
- Operasjonen
$$g_2(x,y) = \min(\max(f(x,y)))$$
fyller "daler" som er mindre enn vinduet.
- For å forsterke alle strukturer som er mindre enn vinduet:
$$g(x,y) = f + a(2f - \max(\min(f)) - \min(\max(f)))$$
- Min og Max-operasjonene på et  $m \times n$  vindu er separable i den forstand at de kan utføres i to pass med et  $(n \times 1)$  vindu og et  $(1 \times m)$  vindu.

F1 21.2.06

INF 2310

44

## KNN-filtret

- KNN = K Nærmeste Nabo
  - Ut-verdi = gjennomsnitt (eller median) av de K pikslene i vinduet som ligger nærmest senterpikslet i gråtone-verdi.
  - Kan sees som en modifikasjon av middelverdi-filtret (eller median-filtret), der man kun tar med de K mest aktuelle av nabo-pikslene.
  - Problem: K er konstant for hele bildet.
    - Velger vi for liten K, fjerner vi lite støy
    - For stor K fjerner tynne linjer og hjørner
- $K=1$ : ingen effekt
  - $K < n$ : bevarer tynne linjer ( $n \times n$ -vindu)
  - $K < (n/2-1)^2$ : bevarer hjørner
  - $K < (n/2-1)n$ : bevarer rette kanter

INF 2310

45

## Adaptiv filtrering

- Adaptive filtere beregner gråtone-statistikk fra et vindu rundt hvert piksel og lar filter-parametere avhenge av dette.
- Et piksel kan betraktes som støy dersom det er signifikant forskjellig fra sine naboer:

```
if abs( f(x,y) - middelverdi ) > t then
    g(x,y) := middelverdi
else
    g(x,y) := f(x,y)
endif;
```
- Men hvordan setter vi  $t$  og finner hva som er "signifikant forskjellig"?

INF 2310

46

## Sigma-filtret

- Ut-verdi=middelverdien av alle piksler innen vinduet hvis gråtonerverdi ligger i intervallet  $f(x,y) \pm t\sigma$ , der  $t$  er en parameter og  $\sigma$  er estimert i et homogent område i bildet.
- Fjerner ikke isolerte støy-piksler.

INF 2310

47

## Oppsummering

- Konvolusjon brukes for å filtrere et bilde  $f$  med en filterkjerne  $h$ .
- Å kunne utføre konvolusjon (manuelt) på et lite eksempel er sentralt i pensum....
- Vær obs på kant-effekter.
- Ikke-lineære filtere
- Planer framover:
  - Ulike typer filtre
  - Gradient-operatorer
  - Kantdeteksjon

INF 2310

48