

INF2310 – 10. april 2019 Diskret Fouriertransform – del II

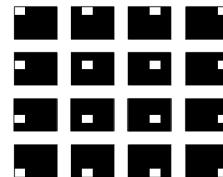
- Kjapp repetisjon
- Konvolusjonsteoremet
- Filtre og filtrering i frekvensdomenet
- Bruk av vinduer

2019.04.10

INF2310

1 / 40

Repetisjon Basis-bilder



Sort er 0, hvit er 1.
Ortogonal basis for alle 4x4 gråtonebilder.

Eksempel:

$$\begin{matrix} 1 & 3 & 2 & 1 \\ 5 & 4 & 5 & 3 \\ 4 & 1 & 1 & 2 \\ 2 & 3 & 2 & 6 \end{matrix} = 1 * \text{[black block]} + 3 * \text{[white block]} + \dots + 6 * \text{[white block]}$$

2019.04.10

INF2310

2

En alternativ basis (Fourier)

- Bildene
- | | |
|--|---|
| $\cos\left(\frac{2\pi(ux+vy)}{N}\right)$ | $\sin\left(\frac{-2\pi(ux+vy)}{N}\right)$ |
|--|---|
- med frekvensene
- | | |
|------------------------|------------------------|
| $u = 0, 1, \dots, N-1$ | $v = 0, 1, \dots, N-1$ |
|------------------------|------------------------|
- Alle digitale gråtonebilder av størrelse NxN kan representeres ved en vektet summasjon av disse NxN sinus- og cosinus-bildene (basisbilder/basisvektorer)

Denne basisen er også ortogonal, sett bort i fra duplikat-komponentene grunnet symmetriene og antisymmetriene til cos og sin (noe vi kommer til om litt)

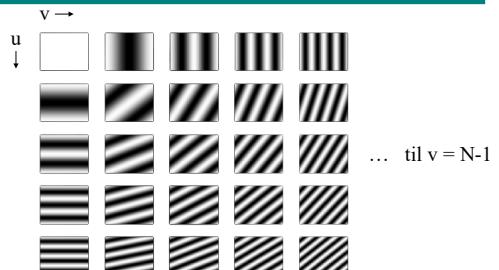
Ved ikke-kvadratiske bilder:
 $\cos(2\pi(ux/M+vy/N))$
 $\sin(-2\pi(ux/M+vy/N))$

2019.04.10

INF2310

3 / 40

Basisbilder - cosinus



til $u = N-1$

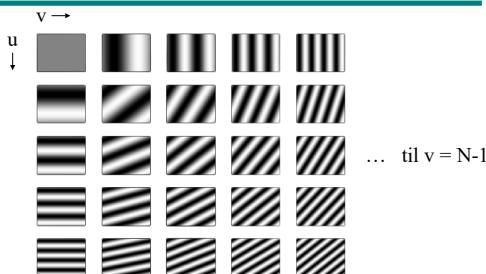
I illustrasjonen indikerer sort -1 og hvitt 1

2019.04.10

INF2310

4 / 40

Basisbilder - sinus



til $u = N-1$

I illustrasjonen indikerer sort -1 og hvitt 1

2019.04.10

INF2310

5 / 40

2D diskret Fouriertransform (DFT)

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) e^{-2j\pi(ux/N+vy/M)}$$

Husk at $e^{j\theta} = \cos(\theta) + j \sin(\theta)$, slik at vi ender opp sin/cos-basisen vi er vant med:

$$F(u, v) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) [\cos(2\pi(ux/N+vy/M)) + j \sin(-2\pi(ux/N+vy/M))]$$

Den inverse transformen:

$$f(x, y) = \frac{1}{NM} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{M-1} F(u, v) e^{2j\pi(ux/N+vy/M)}$$

2019.04.10

INF2310

6 / 40

Litt repetisjon om DFT

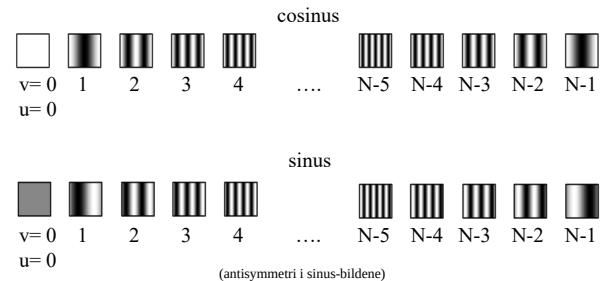
- Fouriertransformen $F(u,v)$ er periodisk:
 $F(u,v) = F(u+kN, v+kN), \quad k \text{ heltall}$
- Bildet $f(x,y)$ implisert periodisk: $f(x,y) = f(x+kN, y+kN)$
- Amplitudespekerter er gitt ved $|F(u,v)|$
- Konjugert symmetri: Hvis $f(x,y)$ er reell, er $F(u,v) = F(-u,-v)$
og altså $|F(u,v)| = |F(-u,-v)|$
- Ofte forskyver spekerter med $N/2$ for å få origo ($u=v=0$) midt i bildet
- 2D DFT er separabelt i til 1D DFT
- Shift-teoremet: $f(x-x_0, y-y_0) \Leftrightarrow F(u,v) e^{-j2\pi(u(x_0+y_0)/N)}$

2019.04.10

INF2310

7 / 40

Symmetri i basisbildene



2019.04.10

INF2310

8 / 40

Konvolusjonsteoremet

$$f(x, y) * h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) \cdot H(u, v)$$

Konvolusjon i bildedomenet \Leftrightarrow Punktvise multiplikasjon i frekvensdomenet

Det motsatte gjelder også:

$$f(x, y) \cdot h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) * H(u, v)$$

Punktvise multiplikasjon i bildedomenet \Leftrightarrow Konvolusjon i frekvensdomenet



2019.04.10

INF2310

9 / 40

Anwendser

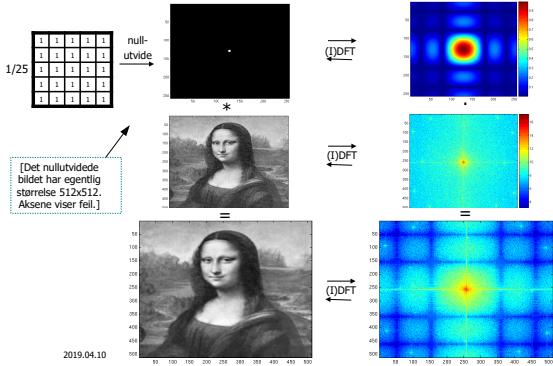
- Analyse av konvolusjonsfilter
 - Fourier-transformen til et filter h gir oss innblikk i *frekvensresponsen til filteret*
- Filterdesign
 - Kan designe filter i både frekvensdomenet og bildedomenet
 - Begge kan implementeres som konvolusjon i bildedomenet, eller som multiplikasjon i frekvensdomenet
 - (Husk: F og H må ha samme størrelse: Nullutvile)
- Implementasjon
 - Store filtre kan implementeres raskere i frekvensdomenet

2019.04.10

INF2310

10 / 40

Eksempel: Middelverdifilteret



2019.04.10

INF2310

300 / 400

Konvolusjonsteoremet: Tommelfingerforklaring



Å (sirkel)konvolvere et bilde med en av basisbildene gir som resultat det samme basisbilde dog med mulig endret amplitude og fase

2019.04.10

INF2310

12 / 40

Konvolusjonsteoremet mer formelt (1D)

$$\begin{aligned}
 \text{DFT}_k(x \otimes y) &\stackrel{\Delta}{=} \sum_{n=0}^{N-1} (x \otimes y)_n e^{-j2\pi nk/N} \\
 &\stackrel{\Delta}{=} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} x(m)y(n-m) e^{-j2\pi nk/N} \\
 &= \sum_{m=0}^{N-1} x(m) \underbrace{\sum_{n=0}^{N-1} y(n-m) e^{-j2\pi nk/N}}_{e^{-j2\pi m k / N} Y(k)} \\
 &= \left(\sum_{m=0}^{N-1} x(m) e^{-j2\pi m k / N} \right) Y(k) \quad (\text{by the Shift Theorem}) \\
 &\stackrel{\Delta}{=} X(k)Y(k)
 \end{aligned}$$

(Kopi fra dispavated.com)

2019.04.10

INF2310

13 / 40

Design i romlige domenet og filtrering i frekvensdomenet

Har en filterkjerne og vil implementere filtreringen i frekvensdomenet:

1. Beregn DFT (fft) av bildet
2. Beregn DFT (fft) av filterkjernen (med evt nullutvidelse)
3. Multipliser de to transformerte matrisene elementvis
4. Transformer resultatet tilbake til bildedomenet vha. invers DFT (IDFT, ifft)

➤ **Husk at filteret og bildet må ha samme størrelse (nullutvidelse filterkjernen)**

– Husk at vi snakker sirkelkonvolusjon (må nullutvide mer [også bildet] om vi ønsker alternativ randhåndtering)

2019.04.10

INF2310

14 / 40

Filterdesign i Fourier-domenet Generelt

- Vi ønsker reelle konvolusjonskjerner
=> (konjugert) symmetrisk i Fourierdomenet
- Ofte er alle **verdiene til filteret mellom 0 og 1**; 0 fjerner og 1 bevarer den aktuelle frekvensen
- Hvis nullfrekvensen ($u=0, v=0$), «DC», i filteret er 1 så bevares bildets middelverdi
 - Vi visste forrige uke at DC er summen av gråtoneverdiene
 - Hvis DC i filteret er 1 så vil DC i ut-bildet bli lik DC i inn-bildet, altså vil summen av gråtoneverdiene bevares

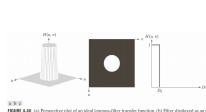
2019.04.10

INF2310

15 / 40

Filterdesign i frekvensdomenet Lavpassfiltre

- Slipper bare gjennom lav frekvenser (mindre enn en grense D_0 som kalles filterets **cut-off-frekvens**)
 - D_0 oppgis ofte som et tall mellom 0 og 1; cut-off for u og $v = D_0 N/2$
- Enkelt (også kalt ideelt) lavpassfilter:



$$H(u, v) = \begin{cases} 1, & D(u, v) \leq D_0 \\ 0, & D(u, v) > D_0 \end{cases}$$

$$D(u, v) = \sqrt{(u - N/2)^2 + (v - N/2)^2} / (N/2)$$

FIGURE 4.10.3.1 Frequency response of an ideal low-pass filter kernel function. (1) Filter displayed as an image.

 - (Ordet "ideelt" kommer fra om $H(u, v)$ var enten 0 eller 1 for alle mulige frekvenser u og v , ikke kun $0, 1, \dots, N-1$. Dette er et urealiserbart filter, da filterkjernestørrelsen da vil gå mot uendelig)

2019.04.10

INF2310

16 / 40

MATLAB-eksempel: Enkelt/ideelt lavpassfilter

```

f = double(imread('..'));
[M,N] = size(f);
H = zeros(M,N);
D0 = 0.2;

for u = 0:M-1
for v = 0:N-1
if sqrt(((u-floor(M/2))/(M/2))^2 + ...
((v-floor(N/2))/(N/2))^2) <= D0
H(u+1,v+1) = 1;
end
end
end

F = fftshift( fft2(f) );
g = real( ifft2( fftshift( F.*H ) ) ); % Fjern eventuelle imaginærtall grunnet avrundingsfeil
imagesc(g, [0 255]);

```

2019.04.10

INF2310

17 / 40

Eksempler - ideell lavpass



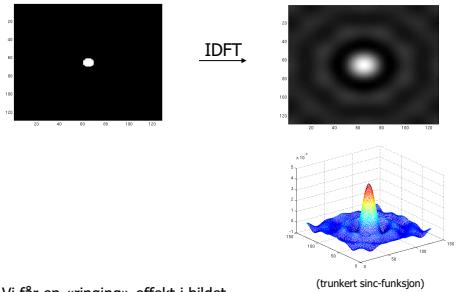
Se på bildene i god nok oppløsning (du skal se stripe/ringing-effekter i de to til høyre).

2019.04.10

INF2310

18 / 40

Romlig representasjon av "ideelt" lavpassfilter



2019.04.10

INF2310

19 / 40

Butterworth lavpassfilter

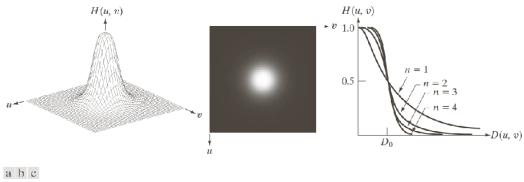
- «Glattere» funksjoner brukes til å redusere ringing-effekten
 - F.eks. Butterworth lavpassfilter av orden n :
- $$H(u, v) = \frac{1}{1 + [D(u, v) / D_0]^{2n}}$$
- Her vil D_0 beskrive punktet der $H(u, v)$ har falt til halvparten av sin maksimumsverdi
 - Lav filterorden (n liten): $H(u, v)$ faller langsomt: Lite ringing
 - Høy filterorden (n stor): $H(u, v)$ faller raskt: Mer ringing
 - Andre funksjoner kan også brukes, f.eks. Gaussisk, Bartlett, Blackman, Hamming, Hanning

2019.04.10

INF2310

20 / 40

Eksempler Butterworth-lavpass



2019.04.10

INF2310

21 / 40



n=11

n=41

n=61

Gaussisk lavpassfilter

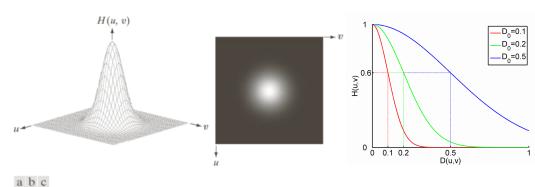
- Gaussisk lavpassfilter med spredning D_0 er definert som:
- $$H(u, v) = e^{-\frac{-D^2(u, v)}{2D_0^2}}$$
- altså en 2D normalfordeling (uten konstantfaktoren) med DC som forventning og D_0 som standardavvik (i alle retninger, ingen kovarians).
- $H(0,0)$ er 1 og H er strengt avtagende i alle retninger ut fra DC.
 - Standardavviket angir avstanden fra DC til punktet der H er $\approx 0,6$.
 - 2D IDFT-en av et Gaussisk lavpassfilter er også Gaussisk.
– Får ingen ringing i bildedomenet!

2019.04.10

INF2310

23 / 40

Gaussisk lavpassfilter



Husk tomelfingerregelen:
Smal/bred struktur i bildet \Leftrightarrow Bred/smål struktur i Fourier-spekteret

2019.04.10

INF2310

24 / 40

Høypassfiltrering

- Et høypassfilter kan defineres ut fra et lavpassfilter:

$$H_{HP}(u, v) = 1 - H_{LP}(u, v)$$

- Ideelt høypassfilter:

$$H(u, v) = \begin{cases} 0 & \text{if } D(u, v) \leq D_0 \\ 1 & \text{if } D(u, v) > D_0 \end{cases}$$

- Butterworth høypassfilter:

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + [D_0/D(u, v)]^{2n}}$$

- Gaussisk høypassfilter:

$$H(u, v) = 1 - e^{-\frac{-D^2(u, v)}{2D_0^2}}$$

2019.04.10

INF2310

25 / 40

Båndpass- og båndstoppfiltre

- Båndpassfilter: Slipper gjennom kun energien i et bestemt frekvensbånd $\langle D_{low}, D_{high} \rangle$ (eller $\langle D_0 - \Omega, D_0 + \Omega \rangle$)

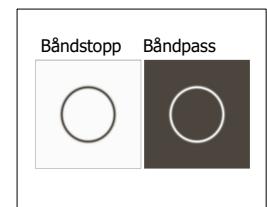
- Båndstoppfilter: Fjerner energi i et bestemt frekvensbånd $\langle D_{low}, D_{high} \rangle$

- Butterworth båndstoppfilter:

$$H_s(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{\Omega D(u, v)}{D(u, v)^2 - D_0^2} \right]^{2n}}$$

- Butterworth båndpassfilter:

$$H_p(u, v) = 1 - H_s(u, v)$$



2019.04.10

INF2310

26 / 40

Notch-filtre

- Slipper igjennom (notch-passfiltre) eller stopper (notch-stoppfiltre) energien i mindre predefinerte området i Fourier-spekteret.
- Også disse kan bruke de samme overgangene:
 - Ideelt, Butterworth, Gaussisk (eller én av mange andre typer).
- + Kan være svært nyttige.
- Ofte trengs interaktivitet for å definere de aktuelle områdene.

2019.04.10

INF2310

27 / 40

Eksempel: Notch-stoppfilter

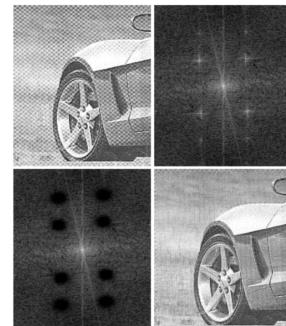


Fig. 4.64 i DIP

2019.04.10

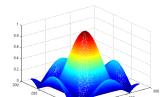
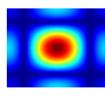
INF2310

28 / 40

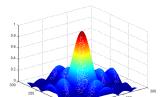
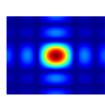
Analyse av filtre

Frekvensresponsen til noen vanlige filtre

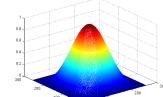
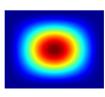
$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

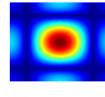


2019.04.10

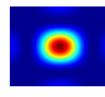
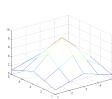
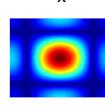
INF2310

40 / 40

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



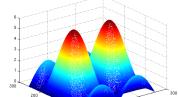
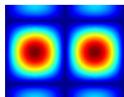
2019.04.10

INF2310

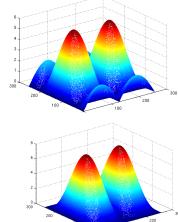
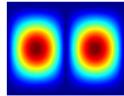
30 / 40

Høypassfiltre / båndpassfiltre

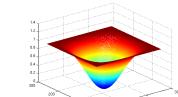
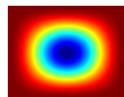
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ -2 & 12 & -2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$



2019.04.10

Når er filtrering raskest i frekvensdomenet?

- Anta bildet har størrelse $N \times N$, filterkjernen $n \times n$
- Filtrering i bildedomenet krever $N^2 n^2$ multiplikasjoner og tilsvarende addisjoner
- Filtrering i frekvensdomenet:
 - FFT av bildet og filterkjernen: $2^k O(N^2 \log_2 N)$
 - Multiplikasjon i frekvensdomenet: N^2 multiplikasjoner
 - Inverstransform av resultatet: $O(N^2 \log_2 N)$
- Filtrering i frekvensdomenet raskere når filteret er stort ($n^2 \gg \log_2 N$)

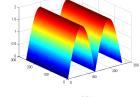
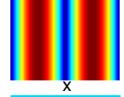
2019.04.10

INF2310

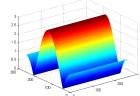
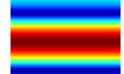
33 / 40

Prewitt-filteret

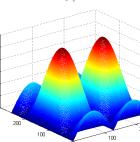
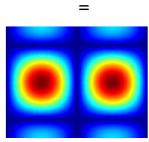
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$



2019.04.10

INF2310

«Korrelasjonsteoremet»

$$f(x, y) \circ h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v)^* \cdot H(u, v)$$

- Korrelasjon i bildedomenet \Leftrightarrow Multiplikasjon (med $F^*(u, v)$) i frekvensdomenet
- Med $F(u, v)^*$ menes den kompleks-konjugerte til $F(u, v)$
- Det motsatte gjelder også:

$$f(x, y)^* \cdot h(x, y) \Leftrightarrow F(u, v) \circ H(u, v)$$

- Brukes f.eks. til templatmatching

Bortsett fra komplekskonjugeringen, \circ
er dette helt likt konvolusjonsteoremet!

2019.04.10

INF2310

33 / 40

2019.04.10

INF2310

34 / 40

Bruk av vindusfunksjoner

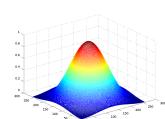
- Må se på bildet som periodisk
=> Det oppstår diskontinuiteter i kantene av bildet
=> «kunstige» bidrag på aksene i spekteret
- For å begrense slike høyfrekvente bidrag kan man bruke en vindusfunksjon og vekte dataene før DFT beregnes
 - Vindusfunksjonene modifiserer pikselverdiene slik at de går mot null i enden av sekvensene
 - Lag $f_w(x, y) = f(x, y)w(x, y)$
 - Ta DFT av $f_w(x, y)$
- “Bildet” kan være en liten del av et større bilde, jfr egenskapsuttrekning

2019.04.10

INF2310

35 / 40

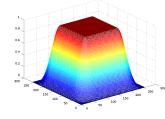
Eksempler på vindusfunksjoner



“window function”
“apodization”
“tapering”

← “Hamming-vindu.”

$h = \text{hamming}(N);$
 $w = h * h';$
 $fw = w .* f;$



← “Tukey-vindu.”

$h = \text{tukeywin}(N);$
 $w = h * h';$
 $fw = w .* f;$

2019.04.10

2019.04.10

INF2310

36 / 40

Effekten av vinduer

- Hvis vi bruker vindusfunksjon til å redusere effekten av bildekantene i spekteret gjør vi $f_w(x,y) = f(x,y)w(x,y)$ før FFT
- Dette gjør at bidragene langs aksene i Fourier-spekteret reduseres, men vi påvirker også andre frekvenser i bildet
- Effekten av en multiplikasjon i bildedomenet er en konvolusjon i frekvensdomenet (konvolusjonsteoremet)
 - Multiplikasjon med en "bred klokkefunksjon" i bildedomenet er ekvivalent med en konvolusjon av en "smal klokkefunksjon" i frekvensdomenet
 - Bruk av vindusfunksjon gir en "blurring" av spekteret

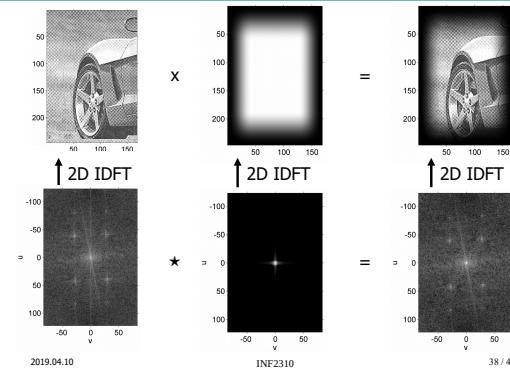
Jfr. konvolusjonsteoremet

2019.04.10

INF2310

37 / 40

Eksempel, bruk av vindusfunksjon



2019.04.10

INF2310

38 / 40

Vindusfunksjoner

- Det finnes mange typer vindusfunksjoner
- Oftest defineres de i 1D og utvides til 2D ved matrisemultiplikasjon:
 - 1D samplet vindusfunksjon h (kolonnevektor)** gir 2D-en ved hh^T
- Forrige eksempel benyttet **Tukey-vinduet**, som i 1D er definert som:

$$w(n) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\pi \left(\frac{2n}{\alpha(N-1)} - 1 \right) \right) \right] & \text{when } 0 \leq n \leq \frac{\alpha(N-1)}{2} \\ 1 & \text{when } \frac{\alpha(N-1)}{2} \leq n \leq (N-1)(1 - \frac{\alpha}{2}) \\ \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\pi \left(\frac{2n}{\alpha(N-1)} - \frac{2}{\alpha} + 1 \right) \right) \right] & \text{when } (N-1)(1 - \frac{\alpha}{2}) \leq n \leq (N-1) \end{cases}$$

- Parameteren α kontrollerer skarpheten til overgangen;
0 gir et rektangulært vindu, 1 gir et glatt vindu kalt **Hann vindu**

- Vindusfunksjoner kan også **brukes i Fourier-domene**, da til å **definere overgangene i et filter**
 - Butterworth og Gaussisk er vindusfunksjoner
 - Alle vindusfunksjoner kan brukes i begge domener

2019.04.10

INF2310

39 / 40

Oppsummering

- Konvolusjonsteoremet:
(Sirkel)konvolusjon i bildedomenet er ekvivalent med elementvis multiplikasjon i frekvensdomenet, og omvendt
- Anvendelser
 - Design av filtre i frekvensdomenet
 - Lavpass, høypass, båndpass, båndstopp, notch
 - I praksis: La H være symmetrisk (om nullfrekvensen) og reell
 - Konjugert symmetri; $H(i,j) = H^*(i,j)$ -> reelle filtre/utbilder
 - «Myke» overganger -> redusere ringing
 - Analyse av konvolusjonsfiltre (frekvensrespons)
 - Rask implementasjon av større konvolusjonsfiltre
- Vindusfunksjoner på (del)bilder før transformen
 - Redusere bidrag langs aksene, glatte F

2019.04.10

INF2310

40 / 40