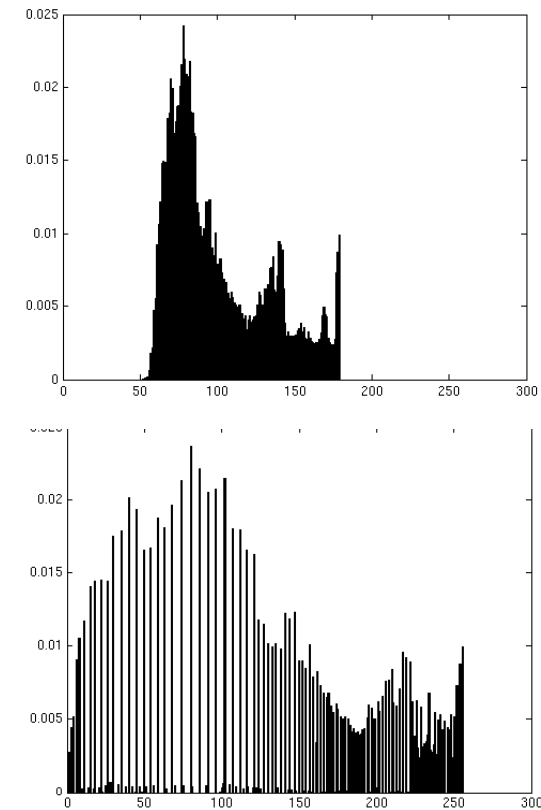

INF 2310 – Digital bildebehandling

FORELESNING 5 HISTOGRAM-TRANSFORMASJONER

Fritz Albregtsen



Temaer i dag

- Histogramtransformasjoner
 - Histogramutjevning
 - Histogramtilpasning
- Standardisering av histogram for billedserier
- Litt om histogramtransformasjoner i fargebilder
- Lokal gråtone-transformasjon
- Pensum: Hovedsakelig 3.3 i DIP
- Neste uke: Naboskapsoperasjoner, konvolusjon, filtrering.

Repetisjon av histogrammer I

- Gråtonehistogram:

$h(i)$ = antall piksler i bildet med pikselverdi i

$$\sum_{i=0}^{G-1} h(i) = n \times m$$

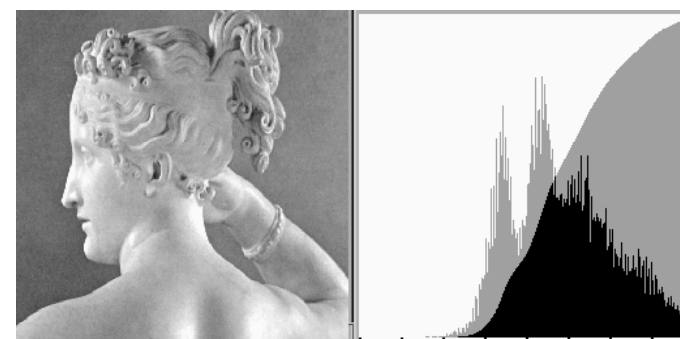
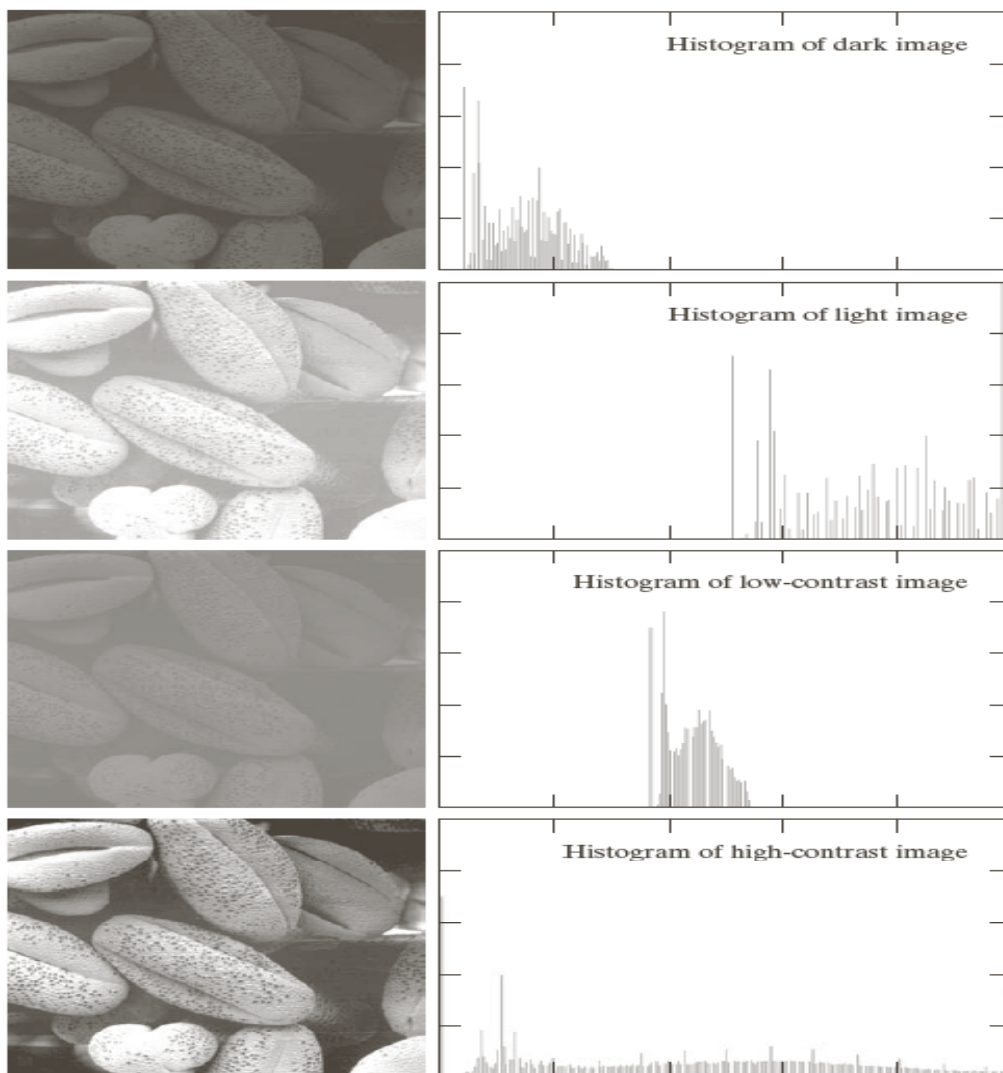
- Det normaliserte histogrammet

$$p(i) = \frac{h(i)}{n \times m}, \quad \sum_{i=0}^{G-1} p(i) = 1$$

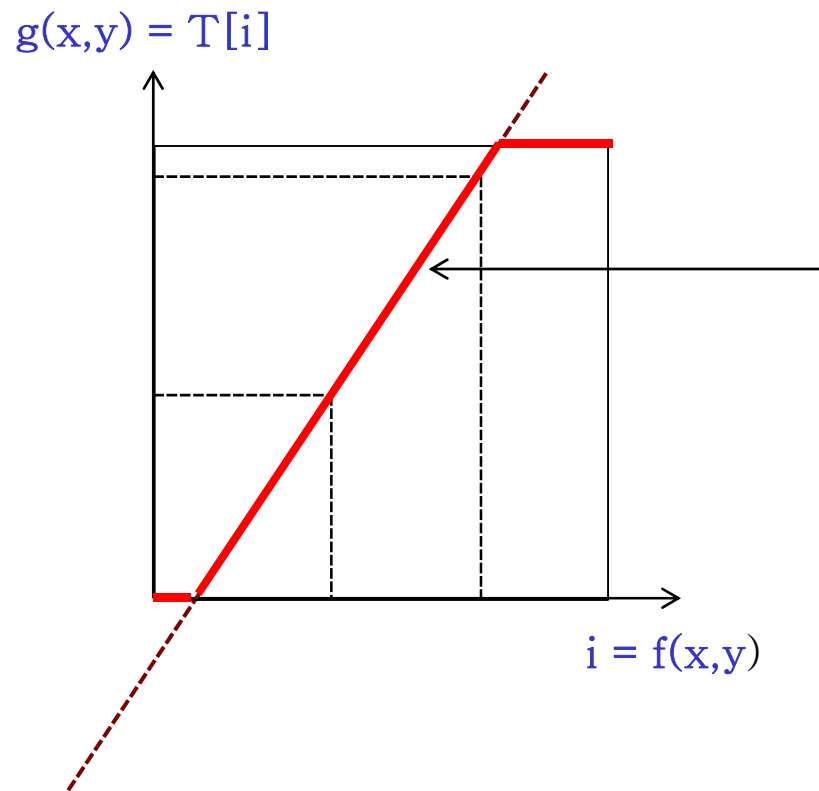
- Det kumulative histogrammet

$$c(j) = \sum_{i=0}^j h(i)$$

Repetisjon av histogrammer II



Repetisjon av gråtonetransform



Forrige uke:

$T[i]$ gitt som parametrisk funksjon.

Feks en linje i (f,g) planet:

$$T[i] = ai + b$$

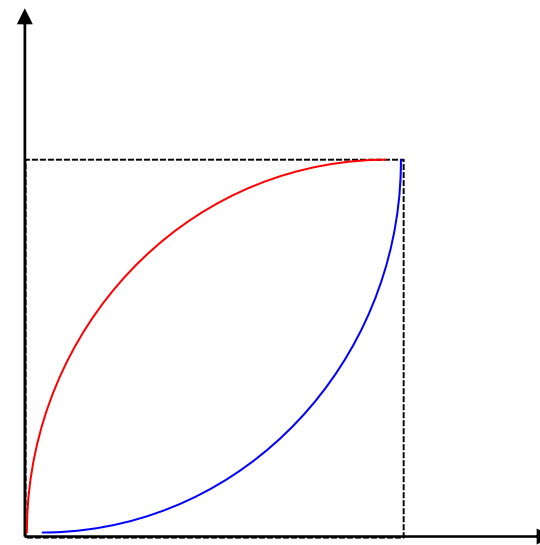
NB: Klipping av verdier utenfor $[0,G-1]$

I dag:

Gitt et bilde, finn $T[i]$ ved å spesifisere ønsket histogram.

Ikke-lineære transformer

- Vi har sett at logaritmiske og eksponensielle transformer endre kontrasten i ulike deler av gråtoneskalaen.
- Kan vi oppnå noe av det samme med histogrammer?

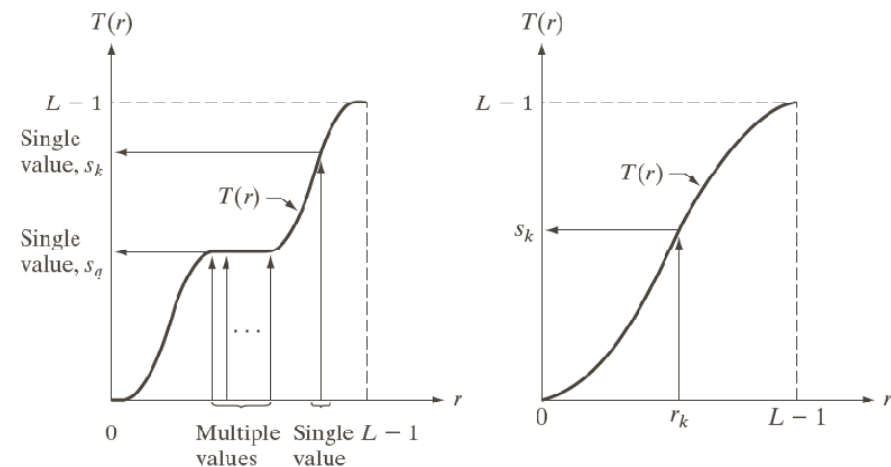


Histogramutjevning (histogram equalization)

- Maksimal kontrast:
Alle pikselverdier like sannsynlige
 - Histogrammet er uniformt (flatt)
- Ønsker en transformasjon av bildet slik at det transformerte bildet har uniformt histogram
 - Dvs. at bildet har like mange piksler for hver gråtone
- Tilnærmer ved å flytte på histogram søyler
- Trenger en oversikt over hvor hver søyle skal flyttes: $T[i]$

Gråtonetransformasjon

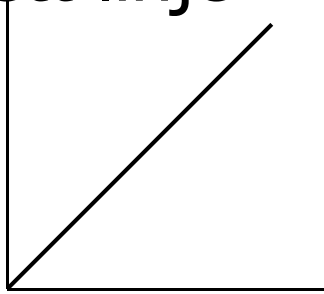
- Trenger en transform $s = T(i)$ som tilfredsstillter:
 - 1) $T(i)$ er monotont økende, dvs $T(r_2) \geq T(r_1)$ hvis $r_2 > r_1$.
 - 2) $0 \leq T(i) \leq G-1$
- Hvis den inverse transformen skal være veldefinert, må 1) endres til
 - 1) $T(r_2) > T(r_1)$ hvis $r_2 > r_1$
- Det siste trenger vi til histogramspesifikasjon.



Hvis transformen slår sammen to gråtoner, kan vi ikke finne tilbake til de originale gråtonene.

Et hint om en løsning:

- Hvis et bilde har uniformt histogram, så vil det kumulative histogrammet være tilnærmet en rett linje



=> Vi må finne en flytting av søylene som gir oss et kumulativt histogram som ligner mest mulig på en rett linje.

-
- Store mellomrom mellom høye søyler, og lite mellomrom der vi har lave søyler
=> en transform med høyt stigningstall hvor det er mange piksler, og lavt stigningstall hvor det er få piksler
 - Det **kumulative histogrammet** har akkurat disse egenskapene
 - Histogramutjevnings-transformen, $T[i]$, er gitt ved det skalerte kumulative histogrammet til innbildet.

Algoritme for histogramutjevning

- For et $n \times m$ bilde med G gråtoner:
 - Lag array p , c og T av lengde G med initialverdi 0
- Finn bildets normaliserte histogram
 - Gå igjennom bildet piksel for piksel.
 - Hvis piksel har intensitet i , la $p[i]=p[i]+1$
 - Deretter skalér, $p[i] = p[i]/(n*m)$, $i=0,1,\dots,G-1$
- Lag det kumulative histogrammet c
 - $c[0] = p[0]$, $c[i] = c[i-1]+p[i]$, $i=1,2,\dots,G-1$
- Sett inn verdier i transform-array T
 - $T[i] = \text{Round}((G-1)*c[i])$, $i=0,1,\dots,G-1$
- Gå igjennom bildet piksel for piksel,
 - Hvis inn-bildet har intensitet i ,
 - sett intensitet i ut-bildet til $s=T[i]$

Eksempel - histogramutjevning

- Tabell over pikselverdier og normalisert histogram, $p_r(i)$, 3-bits bilde:

r_k	n_k	$p_r(r_k) = n_k/MN$
$r_0 = 0$	790	0.19
$r_1 = 1$	1023	0.25
$r_2 = 2$	850	0.21
$r_3 = 3$	656	0.16
$r_4 = 4$	329	0.08
$r_5 = 5$	245	0.06
$r_6 = 6$	122	0.03
$r_7 = 7$	81	0.02

Transform = skalert kumulativt histogram

$$T(i) = \text{Round}[(G-1)*c(i)]$$

$$T(0) = \text{Round}(7*0.19) = \text{Round}(1.33) = 1,$$

$$T(1) = 3, \quad T(2) = 5, \quad T(3) = T(4) = 6,$$

$$T(5) = T(6) = T(7) = 7. \quad \text{Dette gir en LUT!}$$

$$\text{I ut-histogrammet: } p_s(0) = p_s(2) = p_s(4) = 0,$$

$$p_s(1) = p_r(0), \quad p_s(3) = p_r(1), \quad p_s(5) = p_r(2),$$

$$p_s(6) = p_r(3) + p_r(4) \approx 0.24$$

$$p_s(7) = p_r(5) + p_r(6) + p_r(7) \approx 0.11$$

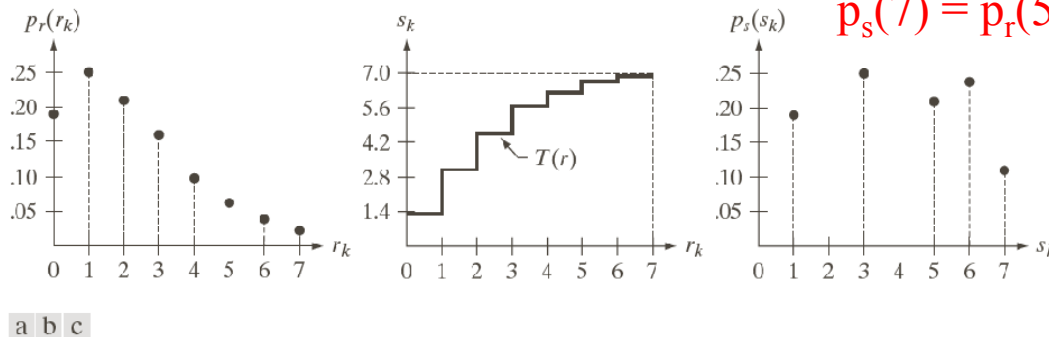
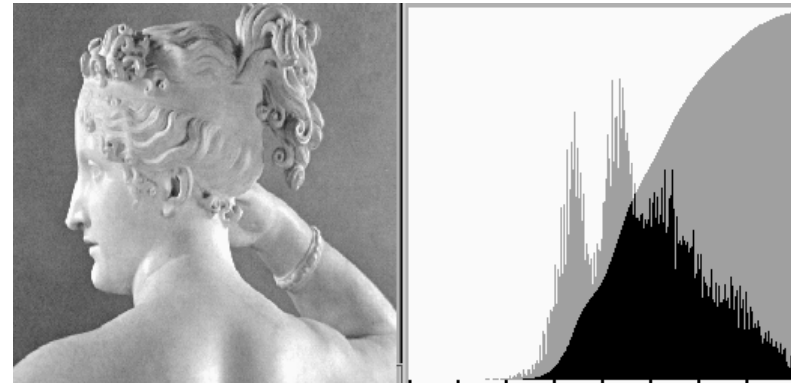


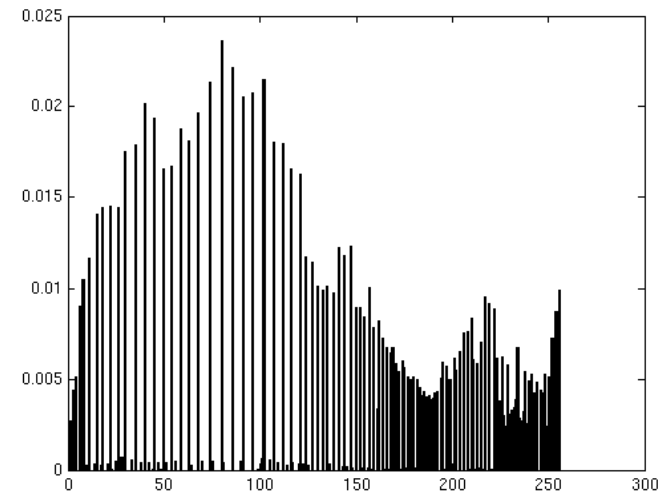
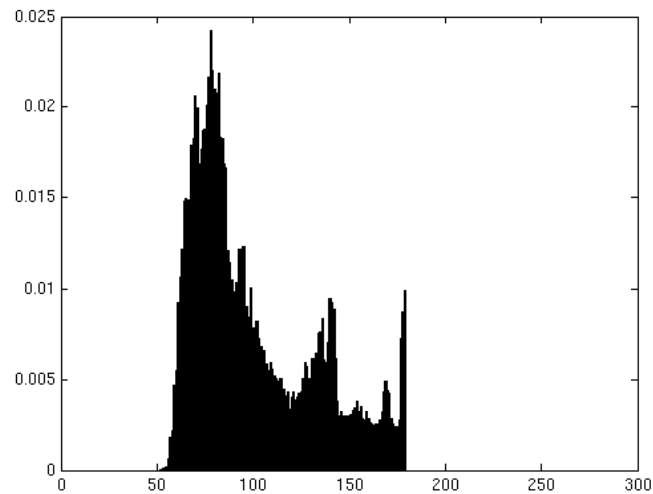
FIGURE 3.19 Illustration of histogram equalization of a 3-bit (8 intensity levels) image. (a) Original histogram. (b) Transformation function. (c) Equalized histogram.

Histogramutjevning, forts

- Det resulterende histogrammet ser ikke flatt ut, men det kumulative histogrammet er en rett lineær rampe.
- Søylene kan ikke splittes for å tilfredstille et flatt histogram.



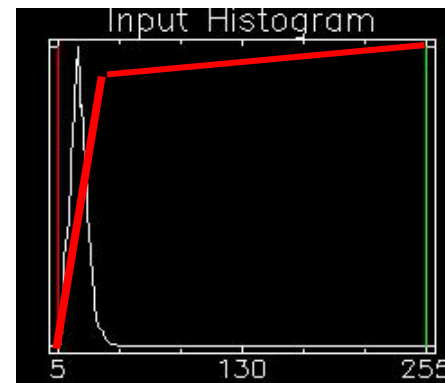
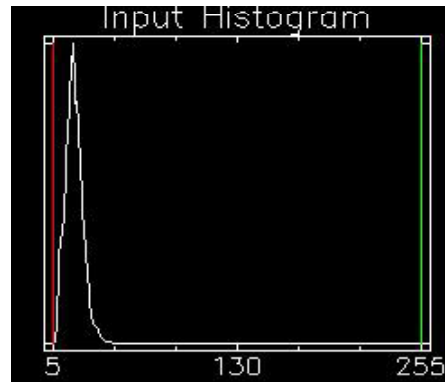
Eksempel 1 - histogramutjevning



19.02.2013

INF2310

Eksempel 2 - histogramutjevning



Histogramutjevning gir ikke alltid det beste resultatet!

Histogramtilpasning

- Histogramutjevning gir flatt histogram
- Kan spesifisere annen form på resultathistogrammet:
 1. Gjør histogramutjevning på innbildet, finn $s=T(i)$
 2. Spesifiser ønsket nytt histogram $g(z)$
 3. Finn den transformen T_g som histogramutjevner $g(z)$ og inverstransformen T_g^{-1}
 4. Inverstransformer det histogramutjevne biletet fra punkt 1 ved $z=T_g^{-1}(s)$

Algoritme - histogramspesifikasjon

- Finn normalisert histogram, $p_r(i)$, for inputbildet, $f(r)$.
- Lag det kumulative histogrammet $c(i)$.
- Sett $s(i) = \text{Round}((G-1)*c[i])$, $i=0,1,\dots,G-1$

- Gitt ønsket histogram, $p_z(i)$, for bildet $g(z)$.
- Beregn kumulativt spesifisert histogram, skalér, avrund til nærmeste heltall i $[0,G-1]$, og lagre $G_z(q)$.

- For $i=0,1,\dots,G-1$, finn q slik at $G_z(q)$ er nærmest mulig $s(i)$, og lagre alle disse matchene i en array $T_{ny}(i)$.
 - Hvis flere q gir samme match, velg den minste.
- Kombiner så de de to transformene til en ny mapping.

Eksempel-histogramspesifikasjon

- Gitt:

r_k	n_k	$p_r(r_k) = n_k/MN$
$r_0 = 0$	790	0.19
$r_1 = 1$	1023	0.25
$r_2 = 2$	850	0.21
$r_3 = 3$	656	0.16
$r_4 = 4$	329	0.08
$r_5 = 5$	245	0.06
$r_6 = 6$	122	0.03
$r_7 = 7$	81	0.02

og spesifisert histogram p_z :

z_q	Specified $p_z(z_q)$	Actual $p_z(z_k)$
$z_0 = 0$	0.00	0.00
$z_1 = 1$	0.00	0.00
$z_2 = 2$	0.00	0.00
$z_3 = 3$	0.15	0.19
$z_4 = 4$	0.20	0.25
$z_5 = 5$	0.30	0.21
$z_6 = 6$	0.20	0.24
$z_7 = 7$	0.15	0.11

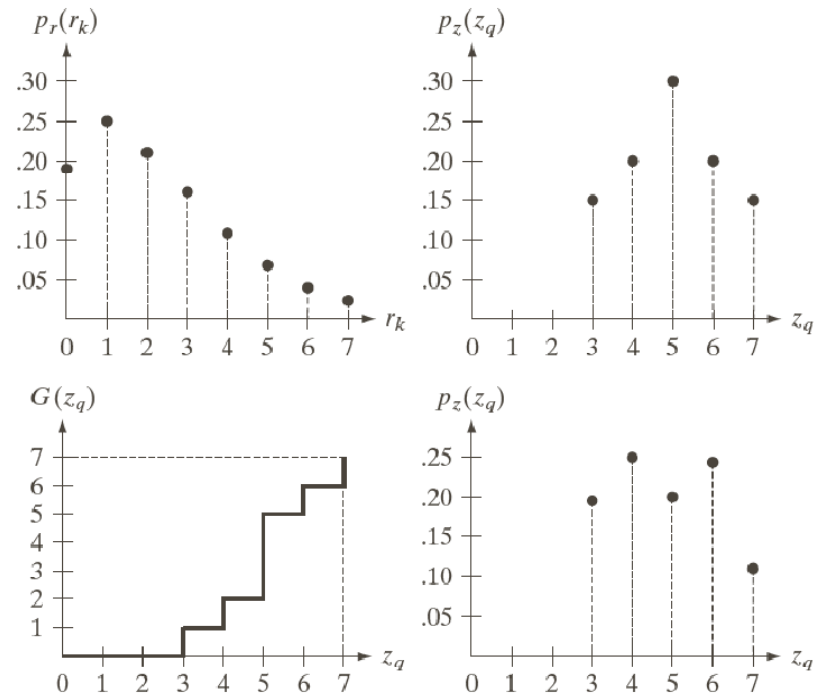
- Vi fant at $T(0)=1, T(1)=3, T(2)=5, T(3)=T(4) = 6, T(5)=T(6)=T(7) = 7$.
- Regn ut: $G(0)=G(1)=G(2)=0.0, G(3)=1.05, G(4) = 2.45, G(5)=4.55, G(6)=5.95, G(7)= 7.00$;
- Avrundet til: $0,0,0,1,2,5,6,7$.

z_q	$G(z_q)$
$z_0 = 0$	0
$z_1 = 1$	0
$z_2 = 2$	0
$z_3 = 3$	1
$z_4 = 4$	2
$z_5 = 5$	5
$z_6 = 6$	6
$z_7 = 7$	7

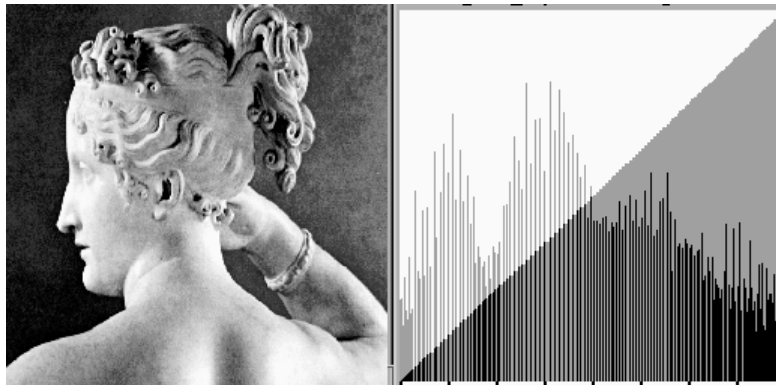
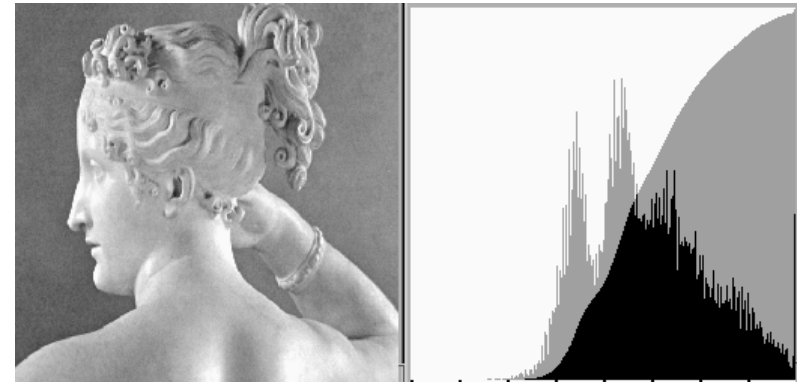
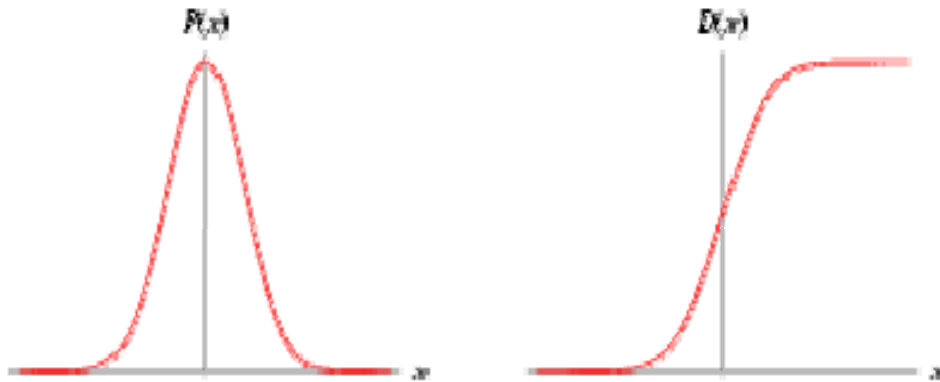
Finner mappingen mellom histogram-utjevnet og histogramspesifisert bilde:

s_k	\rightarrow	z_q
1	\rightarrow	3
3	\rightarrow	4
5	\rightarrow	5
6	\rightarrow	6
7	\rightarrow	7

Eksempel, forts.



Tilpasning til Gauss-profil



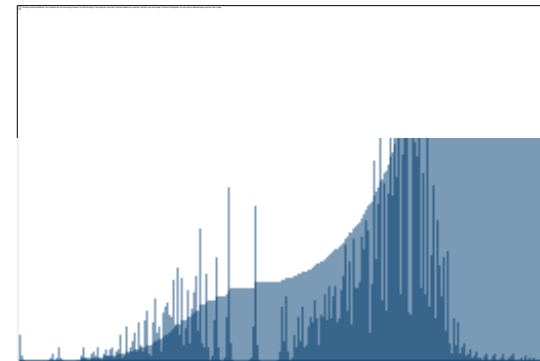
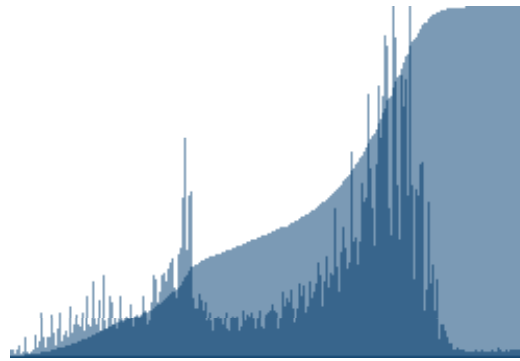
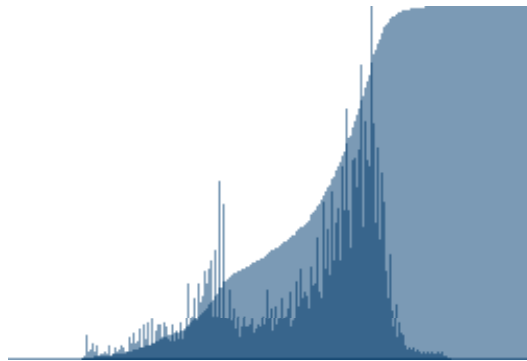
Histogram-utjevnet



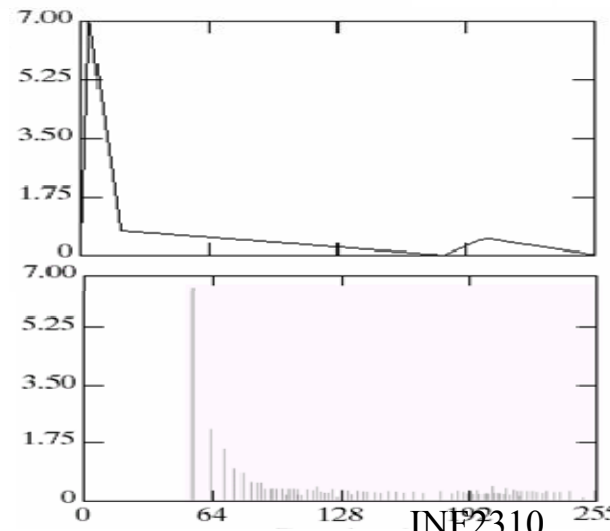
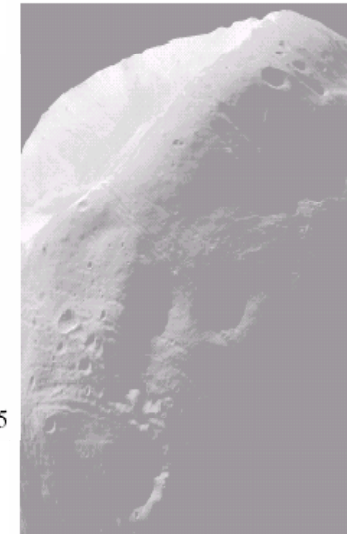
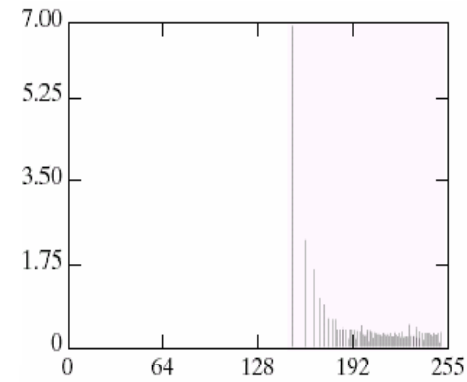
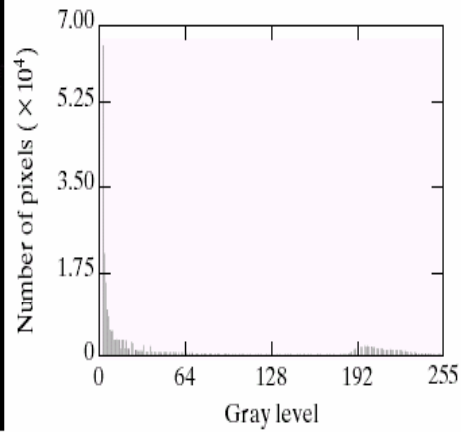
Tilpasset Gauss-form

“Histogram matching”

- Histogramtilpasning hvor det ene bildets histogram benyttes som ønsket form



Tilpasning til annen kurve



(Bilder hentet fra DIP/NASA)

Standardisering av histogram

- Hensikt:
 - Sørge for at alle bildene i en serie har like histogrammer
- Metoder:
 - Histogramutjevning
 - Histogramspesifikasjon (f.eks. til oppgitt Gauss-profil)
- Hvorfor? Fjerne effekten av
 - Døgnvariasjon i belysning
 - Aldringseffekter i lamper og detektorer
 - Akkumulering av støv på linser etc.
- Hvor:
 - Produkt-inspeksjon i industri
 - Ansiktsgjenkjenning
 - Mikroskopering av celler
 - ...

Når bør du IKKE gjøre dette?

- Du mener at:
 - Det kan være "reelle" variasjoner i middelværdi og varians til bildene i en bildeserie
- Du vet ikke:
 - Om noen senere vil bruke (1. ordens) histogram-parametre til klassifisering av bildene
- Hva gjør du?
 - Behold originalene, og jobb på kopier
 - Gjør lineære gråtonetransformasjoner på bildene
 - Dette vil bevare strukturene i histogrammet, selv om (μ, σ) endres
- Eksempel:
 - Mikroskopering av kreft-celler.

(Fra B. Nielsen et.al)

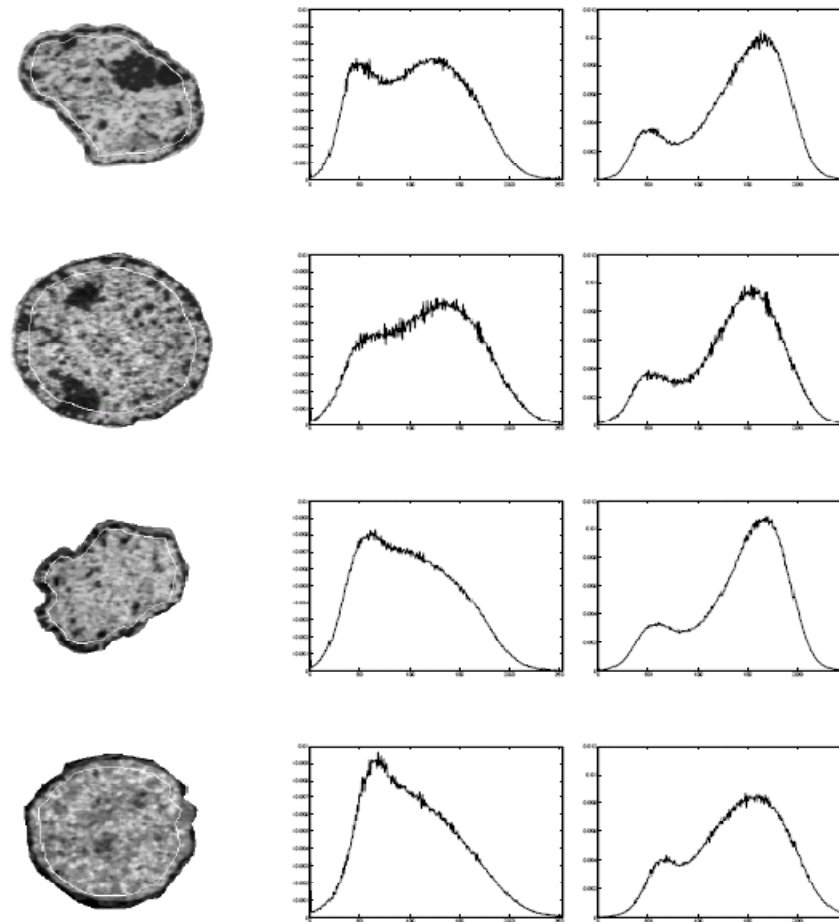


Figure 1: **First column:** Examples of liver cell nuclei from normal, regenerating, noduli and tumor samples. The borders between the 30% peripheral and 70% central part are outlined as a thin white line. **Second column:** The mean gray level histograms from all cell nuclei within each of the four classes, based on the 30% peripheral part of nuclei. **Third column:** The mean gray level histograms from all cell nuclei within each of the four classes, based on the central 70% of the nuclei.

Eksempel RGB-bilde



Bånd 1: R



Bånd 2: G



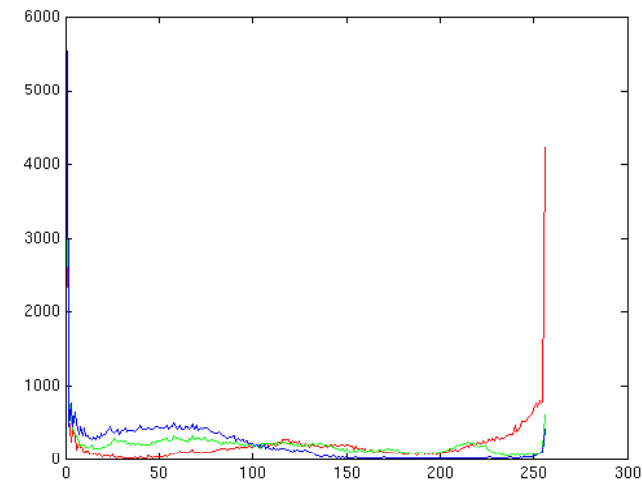
Bånd 3: B



**Alle båndene projisert samtidig
med forskjellig bølgelengde**

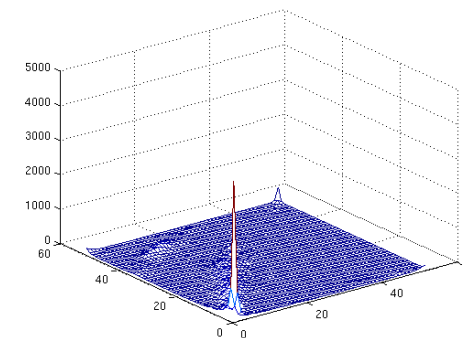
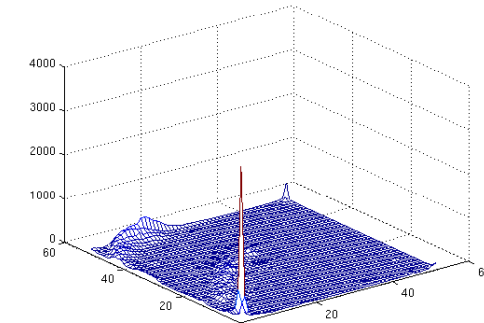
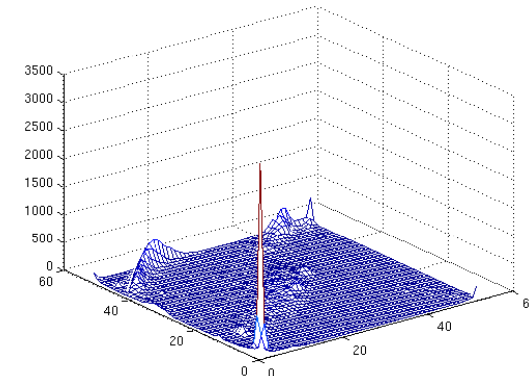
1D histogram fra fargebilder

- Vi kan lage et histogram for hver kanal i et RGB-bilde
- Vi får 3 grafer
- Dette sier ikke noe om mengden av piksler som har verdien (r_1, g_1, b_1) i forhold til (r_2, g_2, b_2)



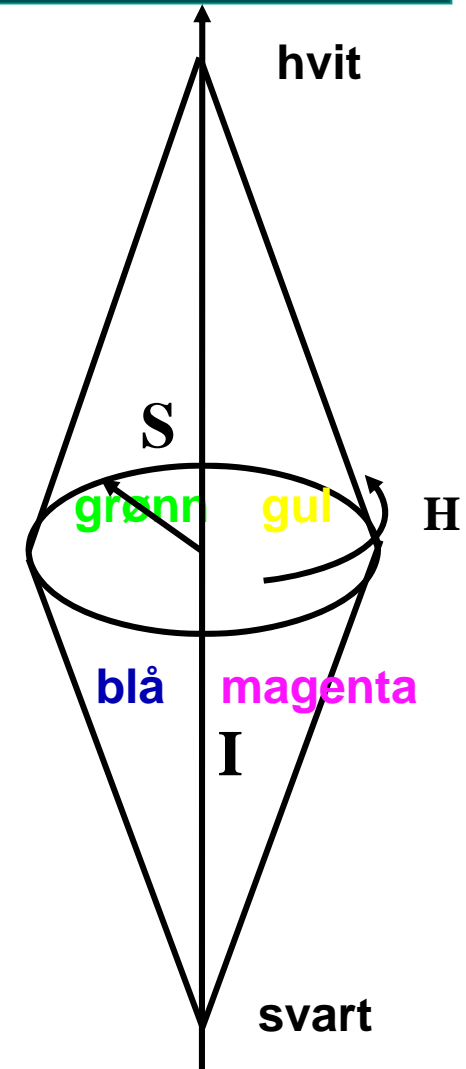
2D histogrammer fra fargebilder

- Vi kan lage 2D histogrammer for de tre kombinasjonene av 2 og 2 kanaler.
- Dette gir informasjon om forekomsten av piksler med gitte verdier av (r,g) , (r,b) og (b,g) .



Histogramutjevning av RGB-bilder

- Histogramutjevning på hver komponent (r,g,b) uavhengig av hverandre
 - Kan føre til endring i fargetonene i bildet
- Alternativt benytte HSI:
 - Transformér bildet fra RGB til HSI
 - Gjør histogramutjevning på I-komponenten
 - Transformer HSI_{ny} tilbake til RGB



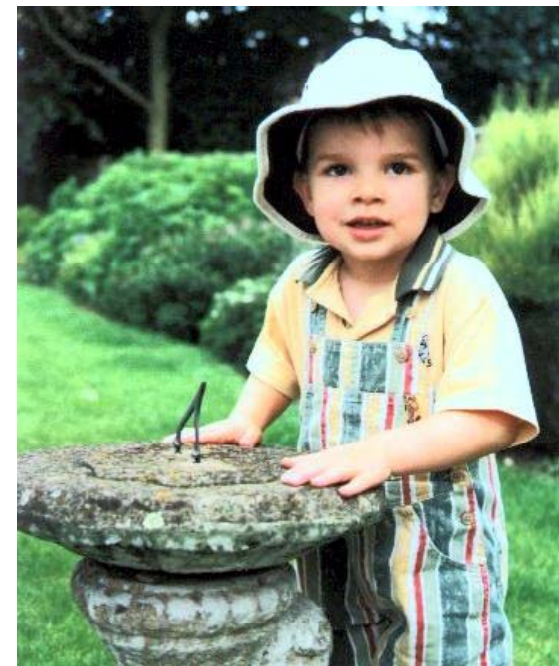
Eks: Histogramutjevning RGB vs HSI



Originalbilde



Histogramutjevning
på RGB



Histogramutjevning i
intensitet i HSI

Lokal gråtonetransform (GTT)

- Vil standardisere den **lokale** kontrasten
 - Samme kontrast over hele bildet
- Transformasjonene vi har sett på kan beregnes ut fra piksel-verdiene i en **lokal omegn** (kvadratisk vindu) omkring punktet (x,y)
 - Kun pikselverdien $g(x,y)$ bestemmes av transformen basert på dette vinduets piksler
 - Altså egen transform for hvert piksel i bildet (lokal adaptivitet).

Lokal GTT – Eksempel I

Any eigenvector, x , of A where $Rx \neq 0$, has an eigenvalue that goes to ∞ as $\lambda \rightarrow \infty$:

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'Ax = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'(\Sigma x + \lambda'Rx) = \infty$$

$$\Rightarrow \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'A^{-1}x = 0$$

Thus, as $\lambda \rightarrow \infty$, the only eigenvectors of A^{-1} with nonzero eigenvalues are the k eigenvectors included in (and spanning) $\text{span}(V)$.

Now let $\Omega = VV'$. The eigenvectors in $\text{span}(V)$ are retained when multiplied by Ω , i.e., $x \in \text{span}(V) \Rightarrow \Omega x = x$, while $x \in \text{null}(V) \Rightarrow \Omega x = 0$. Letting the columns of S contain the eigenvectors of A as $\lambda \rightarrow \infty$, we see that ΩS has k nonzero columns corresponding to the k eigenvectors in $\text{span}(V)$. We can thus remove the eigenvectors in $\text{null}(V)$ by multiplying Ω on both sides of A :

$$(\Omega S)D(S'\Omega) = \Omega(SDS')\Omega = \Omega A\Omega$$

where D is a diagonal matrix containing the eigenvalues of A . Furthermore, the eigenvectors in $\text{span}(V)$ are independent of λ :

$$\Omega A\Omega = \Omega\Sigma\Omega + \lambda\Omega R\Omega = \Omega\Sigma\Omega$$

Thus, the eigenvectors and inverted eigenvalues of $\Omega\Sigma\Omega$ are the same as the nonzero eigenvectors and eigenvalues in $\lim_{\lambda \rightarrow \infty} (\Sigma + \lambda I)^{-1}$, which concludes the proof.

A.3 The $|\Sigma_i|/|\Sigma_j|$ ratio in QDA

We know, from Appendices A.1 and A.2, that our proposition is correct for the second term in (IV-1), the Mahalanobis distance. In LDA this is all that is needed to show equality of the classifiers, but in QDA we must also show that the ratio $|\Sigma_i|/|\Sigma_j|$ for any two classes i and j , or the differences in their log values, becomes equal in the regularized and the feature-reduced case. That is, letting Σ_{ik} denote class i 's $k \times k$ sample covariance matrix, we must show that (choosing classes 1 and 2 for notational simplicity)

$$\frac{|\Sigma_1 + \lambda I|}{|\Sigma_2 + \lambda I|} \xrightarrow{\lambda \rightarrow \infty} \frac{|\Sigma_{k1}|}{|\Sigma_{k2}|}$$

Original

Any eigenvector, x , of A where $Rx \neq 0$, has an eigenvalue that goes to ∞ as $\lambda \rightarrow \infty$:

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'Ax = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'(\Sigma x + \lambda'Rx) = \infty$$

$$\Rightarrow \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'A^{-1}x = 0$$

Thus, as $\lambda \rightarrow \infty$, the only eigenvectors of A^{-1} with nonzero eigenvalues are the k eigenvectors included in (and spanning) $\text{span}(V)$.

Now let $\Omega = VV'$. The eigenvectors in $\text{span}(V)$ are retained when multiplied by Ω , i.e., $x \in \text{span}(V) \Rightarrow \Omega x = x$, while $x \in \text{null}(V) \Rightarrow \Omega x = 0$. Letting the columns of S contain the eigenvectors of A as $\lambda \rightarrow \infty$, we see that ΩS has k nonzero columns corresponding to the k eigenvectors in $\text{span}(V)$. We can thus remove the eigenvectors in $\text{null}(V)$ by multiplying Ω on both sides of A :

$$(\Omega S)D(S'\Omega) = \Omega(SDS')\Omega = \Omega A\Omega$$

where D is a diagonal matrix containing the eigenvalues of A . Furthermore, the eigenvectors in $\text{span}(V)$ are independent of λ :

$$\Omega A\Omega = \Omega\Sigma\Omega + \lambda\Omega R\Omega = \Omega\Sigma\Omega$$

Thus, the eigenvectors and inverted eigenvalues of $\Omega\Sigma\Omega$ are the same as the nonzero eigenvectors and eigenvalues in $\lim_{\lambda \rightarrow \infty} (\Sigma + \lambda I)^{-1}$, which concludes the proof.

A.3 The $|\Sigma_i|/|\Sigma_j|$ ratio in QDA

We know, from Appendices A.1 and A.2, that our proposition is correct for the second term in (IV-1), the Mahalanobis distance. In LDA this is all that is needed to show equality of the classifiers, but in QDA we must also show that the ratio $|\Sigma_i|/|\Sigma_j|$ for any two classes i and j , or the differences in their log values, becomes equal in the regularized and the feature-reduced case. That is, letting Σ_{ik} denote class i 's $k \times k$ sample covariance matrix, we must show that (choosing classes 1 and 2 for notational simplicity)

$$\frac{|\Sigma_1 + \lambda I|}{|\Sigma_2 + \lambda I|} \xrightarrow{\lambda \rightarrow \infty} \frac{|\Sigma_{k1}|}{|\Sigma_{k2}|}$$

Global histogram-
utjevning

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'Ax = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'(\Sigma x + \lambda'Rx) = \infty$$

$$\Rightarrow \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \lambda'A^{-1}x = 0$$

Thus, as $\lambda \rightarrow \infty$, the only eigenvectors of A^{-1} with nonzero eigenvalues are the k eigenvectors included in (and spanning) $\text{span}(V)$.

Now let $\Omega = VV'$. The eigenvectors in $\text{span}(V)$ are retained when multiplied by Ω , i.e., $x \in \text{span}(V) \Rightarrow \Omega x = x$, while $x \in \text{null}(V) \Rightarrow \Omega x = 0$. Letting the columns of S contain the eigenvectors of A as $\lambda \rightarrow \infty$, we see that ΩS has k nonzero columns corresponding to the k eigenvectors in $\text{span}(V)$. We can thus remove the eigenvectors in $\text{null}(V)$ by multiplying Ω on both sides of A :

$$(\Omega S)D(S'\Omega) = \Omega(SDS')\Omega = \Omega A\Omega$$

where D is a diagonal matrix containing the eigenvalues of A . Furthermore, the eigenvectors in $\text{span}(V)$ are independent of λ :

$$\Omega A\Omega = \Omega\Sigma\Omega + \lambda\Omega R\Omega = \Omega\Sigma\Omega$$

Thus, the eigenvectors and inverted eigenvalues of $\Omega\Sigma\Omega$ are the same as the nonzero eigenvectors and eigenvalues in $\lim_{\lambda \rightarrow \infty} (\Sigma + \lambda I)^{-1}$, which concludes the proof.

A.3 The $|\Sigma_i|/|\Sigma_j|$ ratio in QDA

We know, from Appendices A.1 and A.2, that our proposition is correct for the second term in (IV-1), the Mahalanobis distance. In LDA this is all that is needed to show equality of the classifiers, but in QDA we must also show that the ratio $|\Sigma_i|/|\Sigma_j|$ for any two classes i and j , or the differences in their log values, becomes equal in the regularized and the feature-reduced case. That is, letting Σ_{ik} denote class i 's $k \times k$ sample covariance matrix, we must show that (choosing classes 1 and 2 for notational simplicity)

$$\frac{|\Sigma_1 + \lambda I|}{|\Sigma_2 + \lambda I|} \xrightarrow{\lambda \rightarrow \infty} \frac{|\Sigma_{k1}|}{|\Sigma_{k2}|}$$

Lokal endring av
middelverdi og kontrast

Lokal GTT – Eksempel II



”Original”



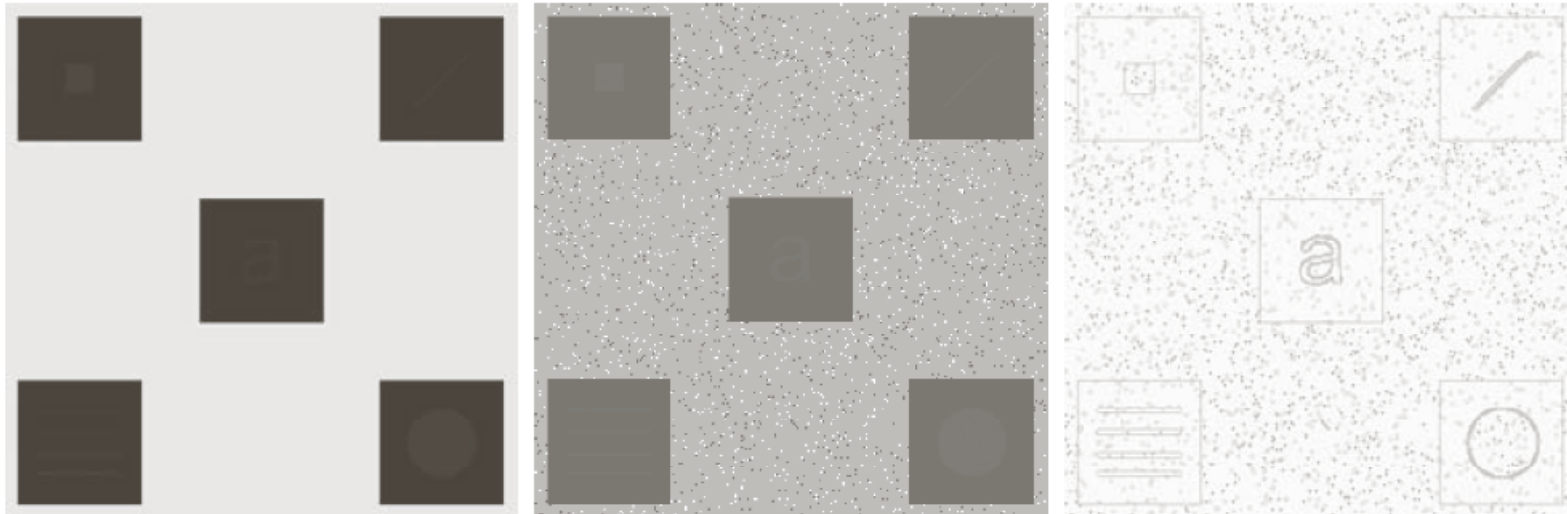
Global histogram-
utjevning



Lokal endring av
middelverdi og kontrast

Endret bildeutsnitt.
Hvorfor ?

Global HistEq vs Lokal HistEq



a b c

FIGURE 3.26 (a) Original image. (b) Result of global histogram equalization. (c) Result of local histogram equalization applied to (a), using a neighborhood of size 3×3 .

(Fra DIP, Gonzales & Woods)

Lokal GTT - 2

- Utfør lokal GTT som gir samme kontrast over hele bildet
 - Histogramspesifikasjon
 - Beregn kumulativt histogram i et vindu sentrert om (x,y)
 - Endre senterpikselen ved den resulterende transformen
 - Lineær standardisering av σ til σ_0
 - Beregn $\mu(x,y)$ og $\sigma(x,y)$ i et vindu sentrert om (x,y)
 - Transformer $f(x,y)$ til $g(x,y)$ med en lineær transform som gir nytt standardavvik σ_0 innenfor vinduet

$$g_1(x, y) = \mu(x, y) + \left(f(x, y) - \mu(x, y) \right) \frac{\sigma_0}{\sigma(x, y)}$$

Vi kom fram til disse uttrykkene forrige uke!

Lokal GTT - 3

- Ønsker vi lokal GTT som også gir en ny middelveerdi μ_0 , så bruker vi transformen

$$g_2(x, y) = \mu_0 + (f(x, y) - \mu(x, y)) \left(\frac{\sigma_0}{\sigma(x, y)} \right)$$

- Men dette vil gi et "flatt" bilde
- Parameteren β kan styre hvor kraftig vi endrer μ :
 - $\beta = 0 \Rightarrow$ uforandret middelveerdi over hele bildet
 - $\beta = 1 \Rightarrow$ lik middelveerdi over hele bildet

$$g_3(x, y) = \beta \mu_0 + (1 - \beta) \mu(x, y) + (f(x, y) - \mu(x, y)) \left(\frac{\sigma_0}{\sigma(x, y)} \right)$$

Lokal GTT - 4

- Hva er karakteristisk for homogene områder i et bilde?

$$\sigma(x, y) = 0$$

- Her får vi problemer, fordi vi har σ i nevneren:

$$g_3(x, y) = \dots + (f(x, y) - \mu(x, y)) \frac{\sigma_0}{\sigma(x, y)}$$

- Innfører parameteren δ :

$$g_4(x, y) = \beta \mu_0 + (1 - \beta) \mu(x, y) + (f(x, y) - \mu(x, y)) \left(\frac{\sigma_0}{\sigma(x, y) + \delta \sigma_0} \right)$$

- Lokal pikselverdi-mapping gir økt regnearbeid.

Lokal GTT - Implementasjon

- Lokal kontrast-endring er regnekrevende
 - Histogramspesifikasjon: Beregne nytt lokalt kumulativt histogram for hver piksel
 - Lineær transform:
Beregne ny μ og σ for hver piksel
- Benytt overlappet mellom vinduene i det man flytter til neste piksel
 - Løpende oppdatere både histogrammet, μ og σ
 - Alternativ: Bruk median og percentil.

Sentrale temaer i dag

- Histogramtransformasjoner
 - Histogramutjevning
 - Histogramtilpasning
- Standardisering av histogram for billedserier
 - Fjerne effekten av variasjoner i avbildningsforhold (døgnvariasjon, lampe, støv etc)
 - Ikke lurt med histogramtilpasning hvis histogram-formen inneholder informasjon som senere skal benyttes
 - Alternativ til standardisering av bilder med lineær transform
- Litt om histogramtransformasjoner i fargebilder
- Lokal gråtone-transformasjon
 - Samme kontrast (og middelvei) over hele bildet
 - Beregn og benytt transformene på lokalt vindu rundt hver piksel
 - Dette er regnekrevende.